

**Personalisierung im E-Commerce –  
zur Wirkung von E-Mail-Personalisierung auf  
ausgewählte ökonomische Kennzahlen des  
Konsumentenverhaltens**

Von der Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät

der Universität Leipzig

genehmigte

**DISSERTATION**

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor-Ingenieur

Dr.-Ing.

vorgelegt

von Dipl. Inf. Roland Fassauer

geboren am 24. Juli 1971 in Leipzig

Gutachter: Prof. Dr. B. Franzcyk, Prof. Dr. S. Kirn

Tag der Verleihung: 18.05.2016

# **Bibliographische Angaben**

Fassauer, Roland

Personalisierung im E-Commerce - zur Wirkung von E-Mail-Personalisierung auf ausgewählte ökonomische Kennzahlen des Konsumentenverhaltens

Universität Leipzig, Dissertation

viii + 420 Seiten, 116 Abbildungen, 70 Tabellen, 946 Literatureinträge, 6 Anhänge

## **Kurzreferat**

Personalisierung ist ein wichtiger Bereich des Internet Marketings, zu dem es wenige experimentelle Untersuchungen mit großen Teilnehmerzahlen gibt. Für den erfolgreichen Einsatz von Empfehlungsverfahren sind umfangreiche Daten über das Käuferverhalten erforderlich.

Diesen Problemstellungen nimmt sich die vorliegende Arbeit an. In ihr wird das Shop-übergreifende individuelle Käuferverhalten von bis zu 126.000 Newsletter-Empfängern eines deutschen Online-Bonussystems sowohl mittels ausgewählter Data-Mining-Methoden als auch experimentell untersucht.

Dafür werden Prototypen eines Data-Mining-Systems, einer A/B-Test-Software-Komponente und einer Empfehlungssystem-Komponente entwickelt und im Rahmen des Data Minings und durch Online-Feldexperimente evaluiert.

Dabei kann für die genannte Nutzergruppe in einem Experiment bereits mit einem einfachen Empfehlungsverfahren gezeigt werden, dass zum einen die Shop-übergreifenden individuellen Verhaltensdaten des Online-Bonus-Systems für die Erzeugung von Empfehlungen geeignet sind, und zum anderen, dass die dadurch erzeugten Empfehlungen zu signifikant mehr Bestellungen als bei der besten Empfehlung auf Basis durchschnittlichen Käuferverhaltens führten.

In weiteren Experimenten im Rahmen der Evaluierung der A/B-Test-Komponente konnte gezeigt werden, dass absolute Rabattangebote nur dann zu signifikant mehr Bestellungen führten als relative Rabatt-Angebote, wenn sie mit einer Handlungsaufforderung verbunden waren.

Die Arbeit ordnet sich damit in die Forschung zur Beeinflussung des Käuferverhaltens durch Personalisierung und durch unterschiedliche Rabatt-Darstellungen ein und trägt die genannten Ergebnisse und Artefakte bei.

## **Schlagwörter**

A/B-Test, absolute Rabatte, Affiliate Marketing, Bayes'sche Netze, Bonus-System, Cashback, Data Mining, E-Commerce, E-Mail, Empfehlungssysteme, Käuferverhalten, Konsumentenverhalten, Newsletter, Online-Feldexperiment, Online Marketing, Personalisierung, Price Framing, Rabatt, Rabattdarstellung, Recommender, relative Rabatte, Split Run Test



# Danksagung

Schon während meines Studiums hat es mir Freude bereitet, mich auch mit neuen, mir unbekannten Themen auseinanderzusetzen. Deshalb bin ich sehr froh, dass sich im Rahmen meiner weiteren beruflichen Laufbahn wieder die Möglichkeit zur Forschung ergab. Dabei haben mich viele Menschen begleitet und tatkräftig unterstützt, denen ich an dieser Stelle danken möchte.

An erster Stelle steht dabei mein Doktorvater Prof. Dr. Bogdan Franzcyk, dem ich besonders für die ausdauernde Unterstützung, Motivation und kritische Begleitung während der gesamten Zeit danke. Ohne seine Betreuung wäre mir die Durchführung dieser Arbeit nicht möglich gewesen.

Ich danke weiterhin Prof. Dr. Stefan Kirn für die bereitwillige Übernahme des Zweitgutachtens.

Bedanken möchte ich mich auch bei Prof. Dr. Werner für die zahlreichen produktiven Diskussionen zur Vorgehensweise und Frau Prof. Dr. Lechner für ihre Anregungen zur inhaltlichen Vervollständigung. Toni Luhdo, Dr. Arndt Schwaiger und Manuel Blechschmidt haben mit ihren Erfahrungen im Bereich Personalisierung und Statistik die Richtung der Arbeit wesentlich beeinflusst.

Einen großen Anteil am Gelingen dieser Arbeit haben auch die Mitarbeiter der Andasa GmbH. Karsten Schneider und Kerstin Schilling als Geschäftsführer ermöglichten mit ihrer durchgehenden Unterstützung die Durchführung der Untersuchungen, während die Kollegen aus dem Bereich Entwicklung und Marketing, insbesondere Sebastian Klose und Saskia Schwarz, mir mit praktischen Hinweisen zur Seite standen und mich bei der Implementierung des Prototyps unterstützten.

Meiner Frau Anja Fassauer und meinen Kindern Madlene und Fabian danke ich für die Geduld und Nachsicht während der vielen Abende, an denen ich das gemeinsame Familienleben gegen den Schreibtisch eingetauscht habe.

Meinen Eltern Dr. Sabine Faßauer und Dr. Helmut Faßauer danke ich schließlich insbesondere dafür, dass sie mich während der langen Zeit stets zum Durchhalten motiviert haben.

*Roland Fassauer, Oktober 2014*

*Nur ein Narr macht keine Experimente.*

-Thomas Alpha Edison

# 1 Inhalt

<b>1</b>	<b>Einleitung.....</b>	<b>1</b>
1.1	Stand der Forschung .....	3
1.2	Forschungsbedarf.....	6
1.3	Forschungskonzept .....	8
1.4	Verwendete Methoden.....	11
1.5	Aufbau der Arbeit .....	11
<b>2</b>	<b>Theoretische und konzeptionelle Grundlagen .....</b>	<b>13</b>
2.1	Internethandel, E-Commerce und E-Business .....	13
2.2	Marketing, Konsumenten- und Käuferverhalten .....	16
2.2.1	Käuferverhalten bei Rabatt-Angeboten .....	20
2.3	Internet Marketing .....	21
2.3.1	Erfolgskontrolle im Internet Marketing.....	25
2.3.2	Ausgewählte Disziplinen des Internet Marketings .....	28
2.3.2.1	Affiliate Marketing .....	29
2.3.2.2	Online-Cashback-Systeme.....	36
2.3.2.3	E-Mail-Marketing .....	39
2.4	Personalisierung im Internet Marketing .....	57
2.4.1	Empfehlungssysteme .....	60
2.4.2	Bewertung von Empfehlungssystemen.....	60
2.4.3	Architektur von Empfehlungssystemen.....	61
2.4.4	Empfehlungssystem-Kategorien.....	63
2.4.4.1	Hybride Empfehlungssysteme .....	68
2.4.5	Techniken für Empfehlungsverfahren .....	70
2.5	Wissensaufbereitung und -entdeckung .....	90
2.5.1	Datenerhebungsverfahren .....	90
2.5.1.1	Datenqualität.....	92
2.5.1.2	Datensicherheit und Datenschutz.....	93
2.5.2	Knowledge Discovery und Data Mining .....	95
2.5.2.1	Der Data-Mining-Prozess .....	97
2.5.2.2	Data-Mining-Problemtypen .....	99
2.5.2.3	Das Data-Mining-System .....	101

---

2.5.3	Das Experiment als Erhebungsdesign.....	107
2.5.3.1	Anforderungen und Gütekriterien.....	112
2.5.3.2	Online-Feldexperimente im Marketing .....	118
2.5.3.3	Auswertungsverfahren .....	121
2.5.3.4	Theoretische Grundlagen des A/B-Testverfahrens.....	122
<b>3</b>	<b>Vorgehen.....</b>	<b>127</b>
3.1	Forschungsdesign.....	127
3.1.1.1	Ziele und Anforderungen der Andasa GmbH.....	129
3.1.1.2	Ziele und Anforderungen des Instituts für Angewandte Informatik.....	130
3.1.2	Design des Informationssystems .....	131
3.1.2.1	Der Designprozess .....	132
3.1.3	Konzeption des Software-Systems .....	134
3.1.4	Evaluation .....	135
3.2	Datenanalyse.....	136
3.2.1	Datenbeschaffung .....	136
3.2.2	Datenaufbereitung.....	137
3.2.3	Auswahl geeigneter Data-Mining-Methoden .....	138
3.2.3.1	Auswahl-Kriterien .....	138
3.2.3.2	Methodenauswahl .....	141
3.2.4	Erläuterung ausgewählter Data-Mining-Methoden .....	157
3.2.4.1	Bayes'sche Netze.....	157
3.2.4.2	Clustering.....	159
3.2.4.3	Diskriminanzanalyse.....	159
3.2.4.4	Korrelationsanalyse .....	160
3.2.4.5	Online Analytical Processing (OLAP) .....	160
3.2.5	Auswahl geeigneter Data-Mining-Werkzeuge .....	166
3.2.5.1	Auswahlprozess .....	166
3.2.5.2	Kriterien .....	167
3.2.5.3	Werkzeuge zur statistischen Analyse und Visualisierung .....	169
3.2.5.4	Werkzeuge für Clustering und Diskriminanzanalyse .....	169
3.2.5.5	Werkzeuge für Online Analytical Processing.....	170
3.2.5.6	Werkzeuge für Bayes'sche Netze .....	170
3.3	Untersuchungsdesign.....	172
3.3.1	Online-Marketing-Instrumente bei Andasa .....	173
3.3.2	Stimulus-Auswahl.....	175

---

---

3.3.3	Entwurf des Experimentaldesigns .....	176
<b>4</b>	<b>Umsetzung .....</b>	<b>181</b>
4.1	Architektur und prototypische Implementation .....	181
4.1.1	Das Data-Mining-System .....	181
4.1.2	Der ETL-Prozess .....	182
4.1.2.1	Datenerhebung .....	184
4.1.2.2	Datenbereinigung .....	185
4.1.3	Die A/B-Testumgebung .....	186
4.1.4	Das Empfehlungssystem .....	190
4.1.5	Usability-Evaluation .....	197
4.2	Data Mining .....	200
4.2.1	Statistische Analyse .....	201
4.2.2	Anwendung ausgewählter Data-Mining-Methoden .....	207
4.2.2.1	Clustering .....	209
4.2.2.2	Klassifikation .....	214
4.2.2.3	Modellierung als Bayes'sche Netze .....	215
4.2.3	Ergebnisse und Evaluation .....	222
4.3	Feldexperimente mit Newslettern .....	223
4.3.1	Eckdaten der Tests .....	224
4.3.2	Beispiel-Experimente .....	225
4.3.3	A/B-Tests Rabattdarstellungen .....	227
4.3.3.1	Öffnungsrate Prozente vs. Euro .....	227
4.3.3.2	Klickrate Prozente vs. Euro .....	229
4.3.3.3	Conversion-Rate Prozente vs. Euro .....	230
4.3.4	A/B-Test zur Personalisierung .....	231
4.3.4.1	Auswahl des Empfehlungsverfahrens .....	231
4.3.4.2	Definition der Kontrollgruppe .....	232
4.3.4.3	Operative Durchführung .....	232
4.3.4.4	Auswertung .....	233
4.3.5	Ergebnisse und Evaluation .....	237
<b>5</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick .....</b>	<b>240</b>
<b>6</b>	<b>Anhang .....</b>	<b>244</b>

---

---

6.1	Anhang A Usability-Evaluation.....	244
6.1.1	Methoden der Usability-Evaluierung.....	247
6.1.1.1	Usability-Tests und lautes Denken .....	247
6.1.1.2	Benutzerbefragung.....	249
6.1.1.3	Feldstudien und Partizipation .....	251
6.1.1.4	Expertenorientierte (Inspektions-)Methoden .....	252
6.1.1.5	Formal-analytische Verfahren .....	253
6.1.1.6	Quantitative Fragebogen.....	253
6.1.1.7	Verfahrensmodell.....	260
6.1.1.8	Auswertung .....	263
6.1.2	Fragebögen.....	264
6.2	Anhang B Zeitreihenanalyse.....	282
6.2.1	Klassische Komponentenmodelle.....	282
6.2.2	Stochastische Prozesse.....	283
6.2.3	Fourier-Analyse-Methoden (Spektralanalyse).....	284
6.3	Anhang C Daten und Programme .....	287
6.3.1	Technische Daten.....	287
6.3.1.1	Data Warehouse / Data Mining Server .....	287
6.3.2	Programm- und Skriptcodes .....	288
6.3.2.1	R- Skripte .....	288
6.3.2.2	SQL – Skripte .....	297
6.3.2.3	C# Code MostRecentLinkInvocationsShopRecommender.cs.....	315
6.3.3	Daten A/B-Tests .....	318
6.3.3.1	Übersicht Newsletter.....	318
6.3.3.2	Mengengerüst Aussendungen .....	320
6.3.3.3	Shopaufrufe und Besteller .....	320
6.3.3.4	Darstellungen der Newsletter-Varianten .....	321
6.3.4	Daten Personalisierung .....	336
6.4	Abbildungsverzeichnis.....	339
6.5	Tabellenverzeichnis .....	344
6.6	Literaturverzeichnis .....	347

---

# 1 Einleitung

Die E-Commerce-Branche wächst sehr stark. Eine Prognose des (BVH, 2013) geht allein für 2014 in Deutschland von einem Zuwachs gegenüber 2013 von über 24% auf 48,8 Mrd. € aus (Abbildung 1). Gleichzeitig herrscht intensiver Wettbewerb.<sup>1</sup> Der Markt ist durch Preistransparenz und niedrige Einstiegs-Barrieren geprägt.<sup>2</sup> Für die Marktteilnehmer wird es dadurch immer wichtiger, sich durch geeignete Marketing-Maßnahmen von ihren Konkurrenten abzuheben.<sup>3</sup> Den Unternehmen stehen andererseits nie dagewesene Datenmengen („Big Data“<sup>4</sup>) zum Verhalten ihrer Kunden<sup>5</sup> zur Verfügung, die zur Optimierung ihrer Angebote verwendet werden können. Der Kunde rückt in den Mittelpunkt und wird individuell angesprochen (Personalisierung).<sup>6</sup>

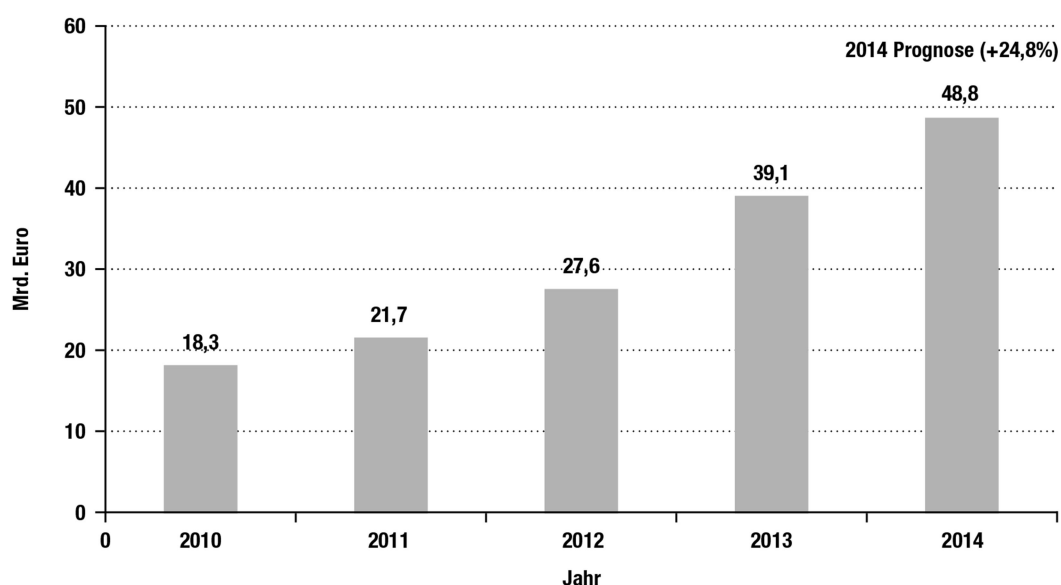


Abbildung 1: Entwicklung des E-Commerce in Deutschland (Warenumsatz) mit Prognose für 2014 nach (BVH, 2013)

Die vielfältigen Informations- und Einkaufsangebote im Internet sind für Endkunden heute schnell und einfach erreichbar. Technische Barrieren wie fehlende Bandbreite

<sup>1</sup> Vgl. z.B. (Dickmann, 2012 S. 106), (Heinemann, 2011 S. 12).

<sup>2</sup> Vgl. z.B. (Boersma, 2010 S. 21ff).

<sup>3</sup> Vgl. z.B. (Reschke, 2012 S. 66).

<sup>4</sup> Sehr große Datenmengen, deren Umfang oder Wachstum durch herkömmliche Informationsverarbeitungs-Technologie nicht mehr beherrscht wird oder nicht sinnvoll ausgewertet werden können (Ohlenhorst, 2013 S. 1).

<sup>5</sup> Aus Gründen der besseren Lesbarkeit wird in dieser Arbeit nur die männliche Form für Gruppenbezeichnungen verwendet. Gemeint ist stets sowohl die weibliche als auch die männliche Form.

<sup>6</sup> Vgl. z.B. (Zillmann, 2012 S. 3ff).

schwinden mehr und mehr.<sup>7</sup> Neben den großen Vorteilen, die dadurch für den Konsumenten entstehen (z.B. Zeitersparnis, Auswahl), ergeben sich jedoch auch Nachteile: Das große Angebot an Informationen bedingt eine Informationsüberflutung<sup>8</sup> beim Kunden. Deren negative Folgen auf den Kaufprozess sind bereits gut untersucht.<sup>9</sup> Im Gegenzug ist experimentell belegt, dass Kunden bei begrenzter Auswahl eher Kaufbereitschaft zeigen und zufriedener sind.<sup>10</sup> Wenn das Angebot allerdings zu klein ist und dadurch die Bedürfnisse des Konsumenten nicht mehr befriedigt werden, bleibt diese Wirkung aus. Deshalb sollten dem Kunden in den Situationen Entscheidungshilfen und Vergleichsmöglichkeiten angeboten werden, in denen ihm eine Vielzahl möglicher Optionen zur Verfügung stehen.<sup>11</sup> Dem Konsumenten muss heute nicht mehr der prinzipielle Informationszugang und der Einkaufsprozess an sich angeboten werden, sondern ihm muss beim Finden der für ihn relevanten Produkte geholfen und der Entscheidungsprozess erleichtert werden.<sup>12</sup> (Stüber, 2011 S. 2ff)

Die Anwendung von Personalisierung<sup>13</sup> kann als Reaktion auf diese Rahmenbedingungen betrachtet werden. Die gezielte Ansprache von einzelnen Kunden hat mit den neuen technischen Möglichkeiten eine neue Qualität erreicht – den Wandel von einer zielgruppenorientierten Ansprache hin zu einer voll individualisierten Berücksichtigung von Kundeninteressen.<sup>14</sup> Einige Forscher sehen diese Anpassungs- und Unterstützungsmöglichkeiten als den eigentlichen Mehrwert des Internethandels und nicht die größere Auswahl oder die günstigeren Preise.<sup>15</sup> (Stüber, 2011 S. 4f)

Die technische Umsetzung von Personalisierung erfolgt über Empfehlungssysteme (Recommender-Systeme). Ein Empfehlungssystem im erweiterten Sinn<sup>16</sup> ist ein internetbasiertes System, welches Konsumenten individualisierte Empfehlungen auf Basis implizit oder explizit erhobener Daten liefert und Entscheidungsunterstützung durch das Aufführen individuell relevanter Alternativen bietet. (Stüber, 2011 S. 6)<sup>17</sup>

Für gute Empfehlungen sind umfangreiche Daten erforderlich. Je mehr/bessere Daten herangezogen werden können, desto bessere Ergebnisse werden erzielt.<sup>18</sup> Daten zum Verhalten eines Konsumenten verteilen sich aber heute über zahlreiche (E-Commerce-)

<sup>7</sup> Vgl. z.B. (Dichl, 2002 S. 47).

<sup>8</sup> Vgl. z.B. (Lee, et al., 2004).

<sup>9</sup> Vgl. z.B. (Jacoby, et al., 1974 S. 33ff), (Bettman, 1979 S. 37ff).

<sup>10</sup> Vgl. z.B. (Iyengar, et al., 2000 S. 995ff).

<sup>11</sup> Vgl. z.B. (Alba, et al., 1997 S. 38ff), (Swaminathan, 2003 S. 93ff) .

<sup>12</sup> (Jakob, 2005 S. 1), Vgl. z.B. (Montaner, et al., 2003 S. 1)

<sup>13</sup> Zum Teil dafür synonym verwandte Begriffe sind Segmentierung, Individualisierung und One-to-One-Marketing - für eine Abgrenzung siehe (Stüber, 2011 S. 11).

<sup>14</sup> Vgl. z.B. (Simonson, 2005 S. 32ff).

<sup>15</sup> Vgl. (Alba, et al., 1997 S. 38ff), (West, et al., 1999 S. 285ff).

<sup>16</sup> Empfehlungssysteme im ursprünglichen Sinn aggregieren Nutzerinput und präsentieren diesen anderen Nutzern in aufbereiteter Form. (Resnick, et al., 1997 S. 56)

<sup>17</sup> Stüber berücksichtigt damit auch neuere Definitionen, z.B. (Burst, 2002 S. 1), (Xiao, et al., 2007 S. 137) .

<sup>18</sup> Vgl. z.B. (Schafer, et al., 1999 S. 165), (Felfernig, et al., 2007 S. 19).



Systeme im Internet. Eine Erweiterung der Empfehlungsverfahren auf eine Nutzung dieser Daten verspricht eine Verbesserung der Empfehlungen.<sup>19</sup>

Die Güte einer Empfehlung kann immer nur vor dem Hintergrund des verfolgten Ziels bewertet werden. Unternehmen verfolgen gleichzeitig eine Vielzahl unterschiedlich gewichteter Ziele. Die Erzielung von Gewinn bzw. dessen Steigerung (gemeinsam mit anderen Rentabilitätszielen, wie z.B. Umsatzrentabilität oder Return on Investment) ist dabei eines der wesentlichsten Ziele vieler Unternehmen, weil nur so ihr Fortbestand gesichert und darüber hinausgehende Ziele überhaupt verfolgt werden können.<sup>20</sup>

Zielkriterien beim (Online-)Marketing-Controlling sind deshalb gerade gewünschte Änderungen dieser ökonomischen Kenngrößen, entweder mittelbar (Anzahl der Kunden), oder unmittelbar (z.B. Umsatz, Profit). Im Bereich der Marketing-Forschung sind insbesondere die Auswirkungen unterschiedlicher Varianten unabhängiger Marketing-Variablen hinsichtlich dieser abhängigen Ziele (Marktreaktionen) von Interesse.<sup>21</sup> Der Zusammenhang zwischen den erfassten Verhaltensdaten und den betriebswirtschaftlichen Kennzahlen wird mit Conversion-Raten hergestellt<sup>22</sup>. Sie beschreiben den Prozentsatz an Zielpersonen, die eine bestimmte gewünschte Aktion durchführen. Im E-Commerce ist die an den Kundenlebenszyklus angelehnte Umwandlung vom Besucher zum Käufer<sup>23</sup> am bedeutsamsten. Aus den Conversion-Raten lassen sich die Auswirkungen von (Internet-)Marketing-Maßnahmen auf Deckungsbeiträge, Umsätze und Gewinn berechnen und simulieren. Zum Beispiel ergibt sich die Cost per Order (CPO) als Verhältnis der Kosten der Werbemaßnahme zur Anzahl der Bestellungen aus der Conversion Rate. Die verschiedenen Conversion-Raten lassen sich zur Analyse und zur Überwachung von Zielvorgaben nutzen.<sup>24</sup> Die Conversion-Rate stellt deshalb ein geeignetes, betriebswirtschaftlich orientiertes Gütekriterium zum Vergleich von Empfehlungsansätzen dar.<sup>25</sup>

In der Forschung wurden bereits zahlreiche Ansätze zur Personalisierung im E-Commerce untersucht. Nachfolgend soll der aktuelle Stand betrachtet und diskutiert werden.

## 1.1 Stand der Forschung

Als eigenständiger Untersuchungsgegenstand haben sich Empfehlungssysteme in der Wissenschaft etwa ab Mitte der 90er Jahre etabliert, als die Forschung explizit auf Bewertungsstrukturen fokussierte<sup>26</sup>: In seiner allgemeinsten Form kann ein

---

<sup>19</sup> Vgl. (Schafer, et al., 1999 S. 165).

<sup>20</sup> Vgl. (Meffert, et al., 2012 S. 242ff).

<sup>21</sup> Vgl. (Meffert, et al., 2008 S. 164).

<sup>22</sup> Vgl. z.B. (Fischer, 2008 S. 631), (Reinecke, et al., 2010 S. 440f).

<sup>23</sup> Vgl. (Cutler, et al., 2000 S. 26).

<sup>24</sup> Vgl. (Mangstl, et al., 2003 S. 77).

<sup>25</sup> Vgl. z.B. (Harms, et al., 2013 S. 451ff).

<sup>26</sup> Vgl. (Kaspari, 2006) .

---

Empfehlungsproblem darauf reduziert werden, Bewertungen für Objekte zu schätzen, ohne dass diese von Nutzern betrachtet wurden.<sup>27</sup>

Empfehlungen im (Internet-)Handel können als eine Reaktion eines Unternehmens auf das Käuferverhalten (synonym: Konsumentenverhalten) gesehen werden: „... drückt Marketing jederzeitige Reaktionsnotwendigkeit der Unternehmen auf das Verhalten der Käufer aus... auch aktives Eingreifen der Unternehmen (zur)...Beeinflussung und Steuerung des Käuferverhaltens. Marketing... bedarf umfassender gründlicher Kenntnisse zum gegebenen Verhalten der Käufer.“ (Bänsch, 2002 S. 1)<sup>28</sup>. Unter Konsumentenverhalten im engeren Sinne versteht man dabei „das beobachtbare ‚äußere‘ und das nicht beobachtbare ‚innere‘ Verhalten von Menschen beim Kauf und Konsum wirtschaftlicher Güter.“ (Kroeber-Riel, et al., 2009 S. 3)

Personalisierung<sup>29</sup> mit Empfehlungssystemen wird im Internet Marketing bereits umfangreich<sup>30</sup> und erfolgreich eingesetzt – ein bekanntes und häufig referenziertes Beispiel dafür ist Amazon: „At Amazon.com, we use recommendation algorithms to personalize the online store for each customer. ... The click-through and conversion rates - two important measures of web-based and email advertising effectiveness — vastly exceed those of untargeted content such as banner advertisements and top-seller lists.“ (Linden, et al., 2003 S. 76ff)

Dennoch gibt es weiteren Verbesserungsbedarf: „However, despite all these advances, the current generation of recommender systems still requires further improvements to make recommendation methods more effective and applicable to an even broader range of real-life applications.“ (Adomavicius, et al., 2005 S. 743ff).

So wird die Qualität der Empfehlungen durch die Menge und Qualität der zur Verfügung stehenden Daten begrenzt: „In a knowledge-based system, the quality of recommendations is directly correlated with the data quality.“ (Felfernig, et al., 2007 S. 19), „One limitation to recommender systems is collecting enough data to make effective recommendations ...“. (Schafer, et al., 1999 S. 165)<sup>31</sup>

Die Verfahren und Algorithmen für Empfehlungssysteme sind mittlerweile bereits gut erforscht, es gibt Argumente dafür, dass ihr Optimierungspotential nahezu ausgereizt sein könnte und weitere Verbesserungen einen überproportionalen Aufwand erfordern.<sup>32</sup> Mögliche weitere Verbesserungen sind z.B. durch Kombinationen von Verfahren<sup>33</sup>,

<sup>27</sup> Vgl. (Adomavicius, et al., 2005 S. 744).

<sup>28</sup> Vgl. (Bänsch, 1998 S. 3f).

<sup>29</sup> Es gibt zahlreiche unterschiedliche Definitionsansätze für Personalisierung, vgl. (Stüber, 2011 S. 13). In der vorliegenden Arbeit wird unter Personalisierung entspr. (Stüber, 2011 S. 12) die individuelle Darbietung von angepassten Dienstleistungen an Konsumenten verstanden, welche sich einerseits in einem angepassten zwischenmenschlichen Verhalten (z.B. namentliche Ansprache) und andererseits in einer angepassten Produktdarbietung (z.B. Kaufempfehlungen) äußert. Die Umsetzung erfolgt mit Hilfe von Recommendersystemen, welche basierend auf unterschiedlichen Verfahren z.B. demografische Daten oder Daten vergangener Käufe nutzen, um Konsumenten das anzubieten, was sie sich wünschen, ohne aber explizit danach zu fragen.

<sup>30</sup> Vgl. z.B. (Arora, et al., 2008 S. 305ff).

<sup>31</sup> Vgl. z.B. (Cortes, et al., 1995 S. 57), (Li, et al., 2006 S. 873).

<sup>32</sup> Vgl. (Herlocker, et al., 2004 S. 6).

<sup>33</sup> Vgl. (Bell, et al., 2007 S. 75ff).

verbesserte Modelle von Nutzern und Objekten, einen besseren Empfehlungsprozess oder die Hinzuziehung zusätzlicher Informationen zum Kontext möglich.<sup>34</sup>

Zur Wirkung von Empfehlungssystemen mangelt es an empirischen Untersuchungen mit großen Teilnehmerzahlen. So schreibt (Bleichschmidt, 2011 S. 8): „During the RecSys 2010 a lot of user studies for evaluating recommender systems were shown. The following amount of people participated in them: 807, 466, 170, 180, 18 and 174.<sup>35</sup> Compared of the daily load of an average website this are not a lot of people...“.

(Adomavicius, et al., 2005 S. 770) bemerken „Understandably, it is expensive and time-consuming to conduct controlled experiments with users in the recommender systems settings, therefore, the experiments that test recommendation quality direct on an unbiased random sample are rare, e.g., (Mooney, et al., 1999). However, high-quality experiments are necessary in order to truly understand the benefits and limitations of the proposed recommendation techniques...“. Ähnlich äußern sich auch (Linden, et al., 2003 S. 79): „Almost all existing algorithms were evaluated over small data sets...“.

(Adomavicius, et al., 2005 S. 771) gehen außerdem auf die Notwendigkeit der Verbindung mit ökonomischen Messgrößen, um den wirtschaftlichen Erfolg von Empfehlungen bewerten zu können, ein: „Therefore, it is also important to develop economics-oriented measures that capture the business value of recommendations, such as return on investments (ROI)<sup>36</sup> and customer lifetime value (LTV) measures<sup>37</sup>. Developing and studying the measures that would remedy the limitations ... constitutes an interesting and important research topic“.

Ähnlich postulieren auch (Persson, et al., 2007 S. 157) : „Empirical data that support the efficiency of the personalization technology, i.e. on ROI, functionality or usability, are rarely found in literature. Most research on this issue seems to be based on investigating small groups of respondents in experimental settings<sup>38</sup>“.

Prinzipiell ist es schwierig für die Forschung, echte Daten zum Nutzerverhalten zu erhalten. Selbst wenn diese von Unternehmen zur Verfügung gestellt werden, ist dies aus Datenschutzgründen problematisch, da Methoden zur Deanonymisierung der betroffenen Nutzer entwickelt<sup>39</sup> und angewendet<sup>40</sup> wurden. (Bleichschmidt, 2011 S. 8)

---

<sup>34</sup> Vgl. (Adomavicius, et al., 2005 S. 758).

<sup>35</sup> (Pu, et al., 2010), (Aljukhada, et al., 2010), (Berkovsky, et al., 2010), (Castagnos, et al., 2010), (Bollen, et al., 2010)

<sup>36</sup> Eine Kennzahl für die Gesamtkapitalrentabilität (Ewert, et al., 2008 S. 528). Eine einheitliche Definition existiert nicht. Für ein Investitionsprojekt ergibt sich der ROI zu einem bestimmten Zeitpunkt als Verhältnis des daraus erzielten Gewinns zum durch das Projekt gebundenen Kapital. (Dahlhaus, et al., 2009 S. 173)

<sup>37</sup> Vgl. (Rosset, et al., 2002; Dwyer, 1989; Schmittlein, et al., 1987).

<sup>38</sup> Vgl. (Chesnais, et al., 1995).

<sup>39</sup> (Narayanan, et al., 2008)

<sup>40</sup> (Barbaro, et al., 2006)

---

## 1.2 Forschungsbedarf

Die Analyse bisheriger Forschung hat erstens gezeigt, dass es einen Mangel an empirischen Untersuchungen zu Empfehlungssystemen im E-Commerce gibt. Es existieren nur wenige Studien, in welchen Empfehlungsverfahren mit realen Daten in realen Szenarien getestet wurden. Eine solche empirische Prüfung ist jedoch erforderlich, weil die mit künstlich erzeugten Testdaten erzielten Ergebnisse mit wirklichen Nutzern oft nicht reproduziert werden können.<sup>41</sup>

Während in der E-Commerce-Praxis der Umgang mit großen Nutzermengen (z.B. Website-Besuchern, Kunden, E-Mail-Verteilern) nicht ungewöhnlich ist, sind in der entsprechenden Literatur Feldexperimente mit vergleichbar großen Gruppen an Versuchspersonen selten.<sup>42</sup> Auch Studien zum Konsumentenverhalten bzgl. unterschiedlicher Preis- und Rabatt-Präsentationen wurden überwiegend mit einer geringen Zahl (meist deutlich weniger als 500) Versuchspersonen in Form von Befragungen durchgeführt und beziehen keine realen Nutzertransaktionen ein.<sup>43</sup>

In der Literatur wird deshalb die Notwendigkeit der Durchführung weiterer kontrollierter Experimente zur Bewertung von Empfehlungsverfahren betont.<sup>44</sup>

Zweitens gibt es bisher keine allgemein verfügbare, für wissenschaftliche Fragestellungen geeignete Test-Umgebung für Feldexperimente, in welcher Hypothesen über Maßnahmen zur Beeinflussung des Konsumentenverhaltens in ihrer Wirkung auf ökonomische Kenngrößen reproduzierbar empirisch geprüft werden können. Vorübergehende Angebote einzelner Unternehmen, die derartige Experimente mit ihren Nutzern ermöglichten, wurden von der Wissenschaft in der Vergangenheit gern angenommen.<sup>45</sup>

Drittens hängt die Qualität der Empfehlungen nicht nur von den eingesetzten Verfahren, sondern auch von der Menge und der Qualität der von den Verfahren verwendbaren Konsumentenverhaltensdaten ab.<sup>46</sup> Eine Hinzuziehung weiterer Daten kann deshalb ebenfalls zu besseren Empfehlungen führen.

Viertens befinden sich heute die Nutzerverhaltensdaten de facto in getrennten „Silos“ bei einzelnen Unternehmen. Die einzelnen E-Commerce-Anbieter unterscheiden sich wesentlich hinsichtlich ihrer eingesetzten Marketing-Instrumente<sup>47</sup> und erfassen

<sup>41</sup> Vgl. z.B. (McNee, et al., 2006 S. 177f).

<sup>42</sup> Vgl. (Gnambs, et al., 2007 S. 234f).

<sup>43</sup> Vgl. z.B. (Kim, et al., 2006 S. 311ff), (Estelami, 2003 S. 1ff), (Gendall, et al., 2006 S. 458ff), (DelVecchio, et al., 2007 S. 158ff), (Shina, et al., 2000 S. 257ff).

<sup>44</sup> Vgl. z.B. (Bleichschmidt, 2011 S. 8), (Persson, et al., 2007 S. 157), (Linden, et al., 2003 S. 79).

<sup>45</sup> Vgl. (Bell, et al., 2007 S. 75ff).

<sup>46</sup> Vgl. z.B. (Bänsch, 2002 S. 1), (Li, et al., 2006 S. 873), (Cortes, et al., 1995 S. 57).

<sup>47</sup> In der klassischen Marketing-Literatur (vgl. bspw. (Kotler, et al., 2010); (Meffert, et al., 2012); (Becker, 2012); (Homburg, et al., 2009); (Nieschlag, et al., 2002)) wird i.d.R. zwischen vier verschiedenen Marketing-Instrumenten unterschieden: Produkt- und Programmpolitik, Preis- und Konditionenpolitik, Distributionspolitik und die Kommunikationspolitik. (Kreutzer, 2006 S. 129)

demzufolge unterschiedliches Kundenverhalten<sup>48</sup>. Jedes Unternehmen kann aufgrund der Datenschutz- und Datensicherheitsanforderungen, aber auch wegen des herrschenden Wettbewerbs mit anderen Marktteilnehmern, nur auf die eigenen Daten zugreifen. Damit bleiben sie gegenüber einer Analyse auf übergreifende Zusammenhänge<sup>49</sup> verschlossen, und Vergleiche werden erschwert. Deshalb schlagen z.B. (Schafer, et al., 1999 S. 165) vor, das Unternehmen Konsortien bilden, damit sie ihre Nutzer-Verhaltensdaten gemeinsam nutzen können, um bessere Empfehlungen zu erzeugen – natürlich immer unter der Voraussetzung, dass der Datenschutz gewahrt bleibt.

Die Arbeit hat deshalb zum Ziel, ein geeignetes Informationssystem auf Basis Shop-übergreifender Konsumentenverhaltensdaten aufzubauen und zu evaluieren, indem folgende Hypothesen durch Online-Feldexperimente geprüft werden:

**Hypothese I:** *Für ein ausgewähltes Empfehlungsverfahren lässt sich zeigen, dass personalisierte Shop-Empfehlungen eine höhere Conversion-Rate bewirken als Empfehlungen, die auf durchschnittlichem Käuferverhalten beruhen.*

**Hypothese II:** *Absolute und relative Darstellungen von Rabatten gleichen Wertes in Form von Cashback bewirken unterschiedliches Konsumentenverhalten.*

Durch die Prüfung von Hypothese I kann gezeigt werden, dass die datenschutzkonforme Aggregation Shop-übergreifender Konsumentenverhaltensdaten einen sinnvollen Ansatz darstellen kann, um die Limitierung der wirtschaftlichen Ergebnisse von Empfehlungsverfahren durch zu geringe Datenmengen zu überwinden. Dies wäre sowohl aus Sicht der E-Commerce-Anbieter (mehr Umsatz, Gewinn) und der Kunden (bessere Bedienung ihrer Bedürfnisse) von Vorteil: „Shared information benefits users, because they get more accurate recommendations in less time... increase the value to companies...“ (Schafer, et al., 1999 S. 165)

Die Prüfung von Hypothese II erlaubt erstmals die empirische Überprüfung von Ergebnissen aus der Literatur zum Konsumentenverhalten bei unterschiedlichen Rabattdarstellungen in Form von Cashback in Online-Feldexperimenten mit mehr als 100.000 Teilnehmern.

Die Bestätigung beider Hypothesen belegt die Eignung des entwickelten Systems zur experimentellen Untersuchung von wissenschaftlichen Fragestellungen zur Beeinflussung des Konsumentenverhaltens.

---

<sup>48</sup> Siehe Abschnitt 2.2. Aus diesem Grund ist die Verwendung von Daten mehrerer E-Commerce-Anbieter nicht das gleiche wie die Verwendung der Daten eines einzelnen, großen Anbieters. Ein großes, auf Emotionen setzendes Schmuck- oder Modelabel mit starkem Offline-Kanal bedient andere Aspekte des Kundenverhaltens als z.B. Amazon. Deshalb ist auch nicht offensichtlich, dass sich aus den aggregierten Daten bessere Empfehlungen erzeugen lassen, als unter Verwendung der Daten nur eines Shops.

<sup>49</sup> Eine solche Fragestellung wäre z.B. „Wie wirken sich bestimmte Empfehlungen eines Anbieters auf die Kennzahlen eines Wettbewerbers aus?“ („Spill-Over“-Effekt).

---

### 1.3 Forschungskonzept

Die Prüfung der Hypothesen setzt ein geeignetes Vorgehensmodell voraus. Der Bereich E-Commerce ist ein Untersuchungsgegenstand der Wirtschaftsinformatik.<sup>50</sup> In der Wirtschaftsinformatik existieren unterschiedliche Forschungsansätze, insbesondere analytisch-beschreibende (verhaltensorientierte) und innovativ-gestaltende, mit unterschiedlichen Zielsetzungen: Gewinnung statistisch abgesicherter Erkenntnisse über existierende Systeme gegenüber der Gestaltung innovativer neuer Informationssysteme. (Österle, et al., 2010 S. 1ff)

Ein anerkannter, iterativ angelegter Ansatz, um wissenschaftlich belastbare Konstrukte, z.B. Konzepte, Modelle, Methoden oder Instanzen zu entwickeln und mit ihnen einen Beitrag zum wissenschaftlichen Erkenntnisgewinn zu leisten, ist der Erkenntnisprozess der gestaltungsorientierten Wirtschaftsinformatik. Dieser verlangt die Herleitung, Entwicklung und Überprüfung von Artefakten nach anerkannten Methoden auf Basis einer Analyse des Stands der Technik und einem geeigneten Forschungsplan. Dabei müssen die Artefakte auf eine Klasse von Problemen anwendbar sein, einen innovativen Beitrag zum publizierten Wissenstand leisten, nachvollziehbar begründet und validierbar sein sowie einen Forschungsnutzen erzeugen können.<sup>51</sup> (Österle, et al., 2010 S. 4f) Zur Durchführung gestaltungsorientierter Forschung in einem Verbund von Forschung und Praxis ist die Methodik der Konsortialforschung in der Wirtschaftsinformatikforschung etabliert.<sup>52</sup>

Die vorliegende Arbeit verfolgt einen vierstufigen Ansatz, wobei jede Stufe die Phasen Analyse, Entwurf, Evaluation und Diffusion umfasst (siehe Tabelle 1): Nach der Entwicklung des Konzeptes werden die Kundenverhaltensdaten vieler E-Commerce-Anbieter über ein Online-Cashback-System datenschutzkonform beschafft. Anschließend werden diese analysiert und durch ein dafür aufgebautes Data-Mining-System ausgewertet. In einem dritten Schritt wird ein prototypisches System zur Durchführung von Feldexperimenten in Form von A/B Tests zum Konsumentenverhalten bei Newslettern entwickelt und angewendet. Im letzten Schritt erfolgen die Entwicklung eines Systems zur Personalisierung bei Newslettern und die Anwendung zur Durchführung von Feldexperimenten in Form von A/B Tests.

Das Konzept wurde im Rahmen eines Konsortialforschungsprojekts gemeinsam von der Andasa GmbH<sup>53</sup> (Andasa) und dem Institut für angewandte Informatik an der Universität Leipzig e.V.<sup>54</sup> (InfAI) umgesetzt. Zentrale Artefakte sind ein Data-Mining-System, die Ergebnisse des Data Minings, ein Prototyp eines Testsystems für Empfehlungsverfahren in E-Mail-Newslettern und die Berichte der damit durchgeführten Experimente.

---

<sup>50</sup> Vgl. z.B. (Laudon, et al., 2010 S. 62).

<sup>51</sup> Vgl. auch (Becker, 2010), für eine Diskussion gestaltungsorientierter Ansätze in der Wirtschaftsinformatik vgl. auch (Drechsler, 2013).

<sup>52</sup> Vgl. (Österle, et al., 2010a).

<sup>53</sup> <http://www.andasa.de>

<sup>54</sup> <http://www.infai.org>

	Analyse	Entwurf	Evaluation	Diffusion
1	Literaturanalyse	Konzept für Personalisierungssystem auf Shop-übergreifenden Daten, Entwicklung Hypothesen	Prüfung durch Anwender, externe Experten	Forschungsseminar Juni 2011, Doktorandenseminar Dez. 2011
2	Literaturanalyse, Empirische Datenanalyse	Auswahl Daten, Auswahl Data-Mining-Methoden und Werkzeuge, Architektur Data-Mining-System	Datenbeschaffung, Implementation Data-Mining-System-Prototyp, Durchführung Data Mining und statistische Prüfung der Ergebnisse, Analyse Hypothesen zum Käuferverhalten	Doktorandenseminar Dez. 2011, Workshop RCME SABRE Conference 2012 <sup>55</sup> (Leipzig), Doktorandenseminar Jan. 2013, betriebl. Anwendung
3	Literaturanalyse, Analyse vorliegendes Online-Cashback-System	Auswahl Testverfahren, Architektur Testsystem, Entwicklung Experimental Design	Prototypische Implementation Testsystem, Durchführung Feldexperimente, Prüfung auf Signifikanz, Analyse Käuferverhalten	Doktorandenseminar Jan. 2013, ICBCM 2013 <sup>56</sup> (London), ICIEB 2014 <sup>57</sup> (Barcelona), MKWI 2014 <sup>58</sup> (Paderborn), betriebl. Anwendung
4	Literaturanalyse, Analyse vorliegendes Online-Cashback-System	Auswahl Empfehlungsverfahren, Architektur Empfehlungssystem, Entwicklung Experimental-Design	Prototypische Implementation Empfehlungssystem, Implementation Empfehlungsverfahren, Durchführung Feldexperiment mit Empfehlungen Individuell vs. Durchschnitt, Prüfung auf signifikante Unterschiede, Usability-Evaluation	Doktorandenseminar Juni 2013, betriebl. Anwendung, vorliegende Dissertation 2014

Tabelle 1: Realisierung des vierstufigen Forschungsansatzes

<sup>55</sup> Vgl. (Fassauer, et al., 2012).<sup>56</sup> Vgl. (Fassauer, et al., 2014a).<sup>57</sup> Vgl. (Fassauer, et al., 2015, noch nicht erschienen).<sup>58</sup> Vgl. (Fassauer, et al., 2014b).

Um diese zu entwickeln, sind die Beantwortung wichtiger Ausgangsfragen und die Schaffung von Teil-Artefakten Voraussetzung:

**Frage 1** Welche Einflussfaktoren wirken auf das Konsumentenverhalten im E-Commerce und wie lassen diese sich analysieren, steuern und überwachen?

- Literaturanalyse

**Frage 2** Welche Daten und Techniken stehen dafür zur Verfügung?

- Literaturanalyse
- Entwicklung eines Datenerhebungskonzeptes auf Basis eines Online-Cashback-Systems

**Frage 3** Wie können die Techniken zur Anwendung als Software-System implementiert werden?

- Zur Beantwortung dieser Frage wird ein Software-Prototyp entworfen und implementiert.
- Er soll als Durchstichprototyp den Ansatz vom theoretischen Modell bis zur Benutzungsoberfläche abbilden und damit die prinzipielle Umsetzbarkeit demonstrieren.
- Der Prototyp umfasst die Komponenten<sup>59</sup> Data-Mining-System, A/B Testsystem und Empfehlungssystem.

**Frage 4** Wie kann das Software-System evaluiert werden?

- funktional: Durchführung Data Mining
- funktional: Durchführung von Experimenten
- Usability-Evaluation des Prototypen

Die Arbeit liefert einen Beitrag zur Forschung zum Konsumentenverhalten und zu Empfehlungssystemen durch:

1. empirische Prüfung, ob Online-Cashback-Programme eine geeignete Datenquelle für individuelle, Shop-übergreifende Verhaltensdaten sind
2. empirische Prüfung, ob Empfehlungen auf dieser Basis mit einem ausgewählten Empfehlungsverfahren besser als die beste Empfehlung auf durchschnittlichen Verhaltensdaten sind
3. Prüfung, ob bisherige Studienergebnisse zu unterschiedlichen Darstellungen anderer Rabattformen auf Cashback übertragbar sind
4. Beitrag zur externen Validierung bisheriger Studienergebnisse zu unterschiedlichen Rabattdarstellungen durch Feldexperimente
5. Beitrag zur externen Validierung bisheriger Studienergebnisse zur Personalisierung durch Feldexperimente
6. Bereitstellung einer evaluierten Plattform für künftige weitere non-reaktive Feldexperimente

---

<sup>59</sup> Eine (Software)-Komponente „... is a unit of composition with contractually specified interfaces and explicit context dependencies only. A software component can be deployed independently and is subject to composition by third parties” (Lonthoff, 2007 S. 147), Originalquelle: (Szyperski, et al., 1997 S. 130).

---



Mit den Artefakten werden im Rahmen der Arbeit drei Ziele verfolgt: Erstens soll die prinzipielle Verwendbarkeit von Multi-Shop-Daten für Empfehlungssysteme gezeigt werden, Zweitens soll nachgewiesen werden, dass die daraus resultierenden Empfehlungen aus betriebswirtschaftlicher Sicht besser sind als Empfehlungen ohne diese Daten, und Drittens soll eine Testumgebung für empirische Tests von Hypothesen zum Konsumentenverhalten in Online-Feldexperimenten mit großen Teilnehmerzahlen für weitere Experimente bereitgestellt werden.

Die Hypothesen werden durch die Pilotierung des Referenz-Systems als Prototyp und die anschließende Durchführung von Feldexperimenten mit diesem System evaluiert.<sup>60</sup>

## 1.4 Verwendete Methoden

Die Wirtschaftsinformatik setzt bei der Bearbeitung ihrer Fragestellungen ein breites Methodenspektrum ein.<sup>61</sup>

Für die Fragestellungen der vorliegenden Arbeit (siehe Abschnitt 1.3) werden insbesondere drei Methoden benötigt: die systematische Literaturstudie<sup>62</sup> für die Strukturierung und Aufarbeitung des bisherigen Wissensstandes, das Feldexperiment<sup>63</sup> und das Prototyping<sup>64</sup> für die Entwicklung des Software-Prototyps zur Unterstützung der Anwendung. Sowohl die Literaturstudie, das Feldexperiment als auch das Prototyping sind in der Wirtschaftsinformatik häufig angewandte Methoden, über deren wissenschaftliche Durchführung weite Einigkeit besteht.<sup>65</sup>

## 1.5 Aufbau der Arbeit

Schematisch ist der Aufbau in Abbildung 2 dargestellt. Nachdem in der Einleitung Ziel, Vorgehen und die verwendeten Methoden dargestellt wurden, werden in Kapitel 2 die theoretischen und konzeptionellen Grundlagen erläutert. In Kapitel 3 wird das geplante Forschungsvorgehen beschrieben. Dazu werden ein Personalisierungskonzept mit Shop-übergreifenden Konsumentenverhaltensdaten und die Architektur dafür notwendiger Software-System-Komponenten für Data Mining, A/B-Testing und Personalisierung entwickelt sowie der Designprozess dokumentiert. Im Vordergrund dieser Arbeit steht die Bewertung des Erfolgs der Personalisierung anhand einer betriebswirtschaftlichen Zielsetzung. Auf eine Operationalisierung der Konstrukte eines Käuferverhaltensmodells zur Erklärung des beobachteten Verhaltens wird deshalb verzichtet.

Im Kapitel 4 wird dann die Umsetzung der Datenbeschaffung, der Prototypen der einzelnen Software-Komponenten, die Durchführung der Datenanalyse und schließlich der Experimente beschrieben. Mit einer Zusammenfassung und dem Forschungsausblick in Kapitel 5 schließt die Arbeit ab.

---

<sup>60</sup> Vgl. (Wilde, et al., 2007 S. 281ff).

<sup>61</sup> Vgl. (Wilde, et al., 2007 S. 280).

<sup>62</sup> Vgl. (De Almeida Biolchini, et al., 2007 S. 135f).

<sup>63</sup> Vgl. (Österle, et al., 2010 S. 5).

<sup>64</sup> Vgl. (Sommerville, 2007 S. 409).

<sup>65</sup> Vgl. (Müller, 2012 S. 9f).

---

---

**Einleitung**

Skizzieren von Problemstellung,  
Forschungsansatz, eingesetzter  
Methoden

---

**Grundlagen**

E-Commerce
Käuferverhalten
Internet-Marketing
Personalisierung
Wissensentdeckung

Einführung und Abgrenzung  
der verwendeten Konzepte  
und Methoden

---

**Vorgehen**

Forschungsdesign
Datenanalyse
Untersuchungsdesign

Herleitung des Forschungskonzeptes  
unter Verwendung der eingeführten  
Ansätze

---

**Umsetzung**

Prototyp
Data Mining
Feldexperimente

Durchführung der Untersuchungen,  
Evaluation, Auswertung, Diskussion

---

**Zusammenfassung**

Ergebnisse und Forschungsausblick

Abbildung 2: Aufbau der Dissertation

---

## 2 Theoretische und konzeptionelle Grundlagen

In diesem Kapitel werden der Stand der Forschung und der Anwendungspraxis bezüglich der Konzepte, Modelle, Techniken und Ansätze eingeführt und beschrieben, welche die Grundlage der konkreten Umsetzung des Forschungsansatzes im Kapitel 3 (Vorgehen) bilden.

Dazu werden zuerst das betrachtete Forschungsgebiet eingegrenzt und die Definitionen grundlegender Begriffe zu E-Commerce, Marketing und Konsumentenverhalten eingeführt. Anschließend werden für die Arbeit wichtige Internet-Marketing-Disziplinen wie E-Mail-Marketing und Affiliate Marketing, sowie Instrumente zur Erfolgskontrolle beschrieben. Danach folgt ein Überblick zum Stand der Technik bei Personalisierungsverfahren. Daran schließt sich eine Erläuterung von Datenerhebungsverfahren, Methoden zur Wissensentdeckung und schließlich zum Experiment als bedeutsamem Datenerhebungsdesign an.

### 2.1 Internethandel, E-Commerce und E-Business

Die Begriffe Internethandel, E-Commerce und E-Business sind in der Literatur nicht eindeutig definiert. Eine Übersicht zu verschiedenen Begriffsverständnissen bietet z.B. (Hoppe, 2002 S. 1). In der vorliegenden Arbeit werden die Begriffe im folgenden Sinne eingeordnet:

Der *Internethandel* (auch: Online-Handel) stellt den virtuellen und interaktiven Vertriebskanal des Distanzhandels dar, bei welchem das Sortiment an Waren und / oder Dienstleistungen im Internet elektronisch abgebildet, beschrieben und den Konsumenten zur elektronischen Bestellung angeboten wird.<sup>66</sup> Er ist der Teil des elektronischen Handels<sup>67</sup>, der über das Internet erfolgt.

Als *E-Commerce* (Electronic Commerce) bezeichnet man im weiteren Sinn die Abwicklung von Unternehmensaktivitäten über elektronische Verbindungen.<sup>68</sup> Im engeren Sinn versteht man dagegen unter E-Commerce die „digitale Anbahnung, Aushandlung und/oder Abwicklung von Transaktionen zwischen Wirtschaftssubjekten“. (Fritz, 2006 S. 27)

Dabei werden alle Phasen von geschäftlichen Transaktionen zwischen Anbietern und Nachfragern (Information, Vereinbarung, Abwicklung), sofern dabei Datenfernübertragungen Verwendung finden, betrachtet.<sup>69</sup>

E-Commerce (im engeren Sinn) wird oft mit elektronischem Handel gleichgesetzt.<sup>70</sup>

---

<sup>66</sup> (Adolphs, 2004) zitiert nach (Stüber, 2011 S. 5)

<sup>67</sup> Der elektronische Handel ist eine kommerzielle Aktivität, die über elektronische Netzwerke (oft über das Internet) mit dem Ziel ausgeführt wird, Güter zu kaufen oder zu verkaufen und Dienstleistungen anzubieten und abzufragen (EITO, 1999 S. 169). (Mai, et al., 2001 S. 52)

<sup>68</sup> (Konter-Mannweiler, 1997 S. 94f)

<sup>69</sup> Vgl. (Fallenböck, 2001 S. 6).

<sup>70</sup> Zum Beispiel bei (Voigt, et al., 2003 S. 189), vgl. (Fritz, 2006 S. 27).

Ein einfaches Modell für den Kaufprozess im Internethandel zeigt Abbildung 3.

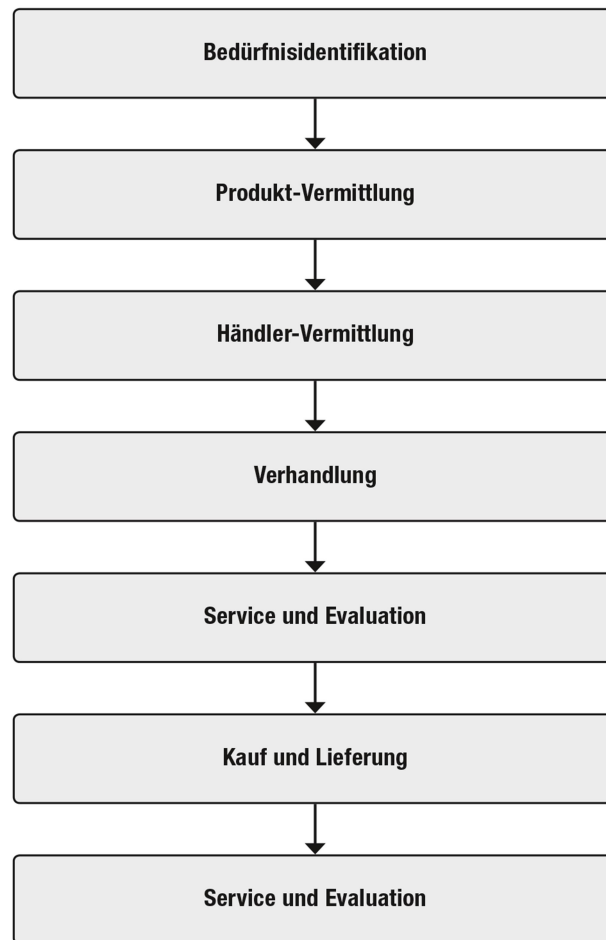


Abbildung 3: Einkaufsprozess im Internet (Maes, et al., 1999 S. 82f)

Die Umsetzung des E-Commerce erfolgt durch Informationssysteme<sup>71</sup>, die als E-Commerce- oder E-Business-Systeme bezeichnet werden.<sup>72</sup> Beim Internethandel wird „... die elektronische Einkaufsstätte, bei der alle Funktionen eines Bestellvorgangs unterstützt werden, als Internet-Shop (auch Online Shop, Electronic Shop, e-Shop oder Web Shop) bezeichnet“ (Stüber, 2011 S. 5).

Ein Internet-Shop ist „... ein eigenständiges System aus Hard- und Software, das einem Händler erlaubt, seine Wirtschaftsgüter über Rechnernetze anzubieten, zu verkaufen und gegebenenfalls zu vertreiben“ (Zwißler, 2002 S. 32).

---

<sup>71</sup> Informationssysteme sind soziotechnische („Mensch-Maschine“-) Systeme, die menschliche und maschinelle Komponenten (Teilsysteme) umfassen und zum Ziel der optimalen Bereitstellung von Information und Kommunikation nach wirtschaftlichen Kriterien eingesetzt werden. (WKWI, 1994 S. 80f), zitiert nach (Kremer, 2005 S. 102)

<sup>72</sup> Vgl. (Molla, et al., 2001 S. 133), (DeLone, et al., 2004 S. 34).

Vereinfacht kann auch von einer vertriebsorientierten Internetseite (auch Webseite, Website oder Internetsite) gesprochen werden. Präsentation und Information sowie die Abwicklung von Verkäufen stehen im Mittelpunkt.<sup>73</sup>

Aus technischer Sicht handelt es sich in der Regel um ein Online-Transaction-Processing System<sup>74</sup> (OLTP-System) zur Abwicklung des Kauf-Prozesses und aller zugehörigen Transaktionen. Ein Beispiel für eine typische Architektur zeigt Abbildung 4.

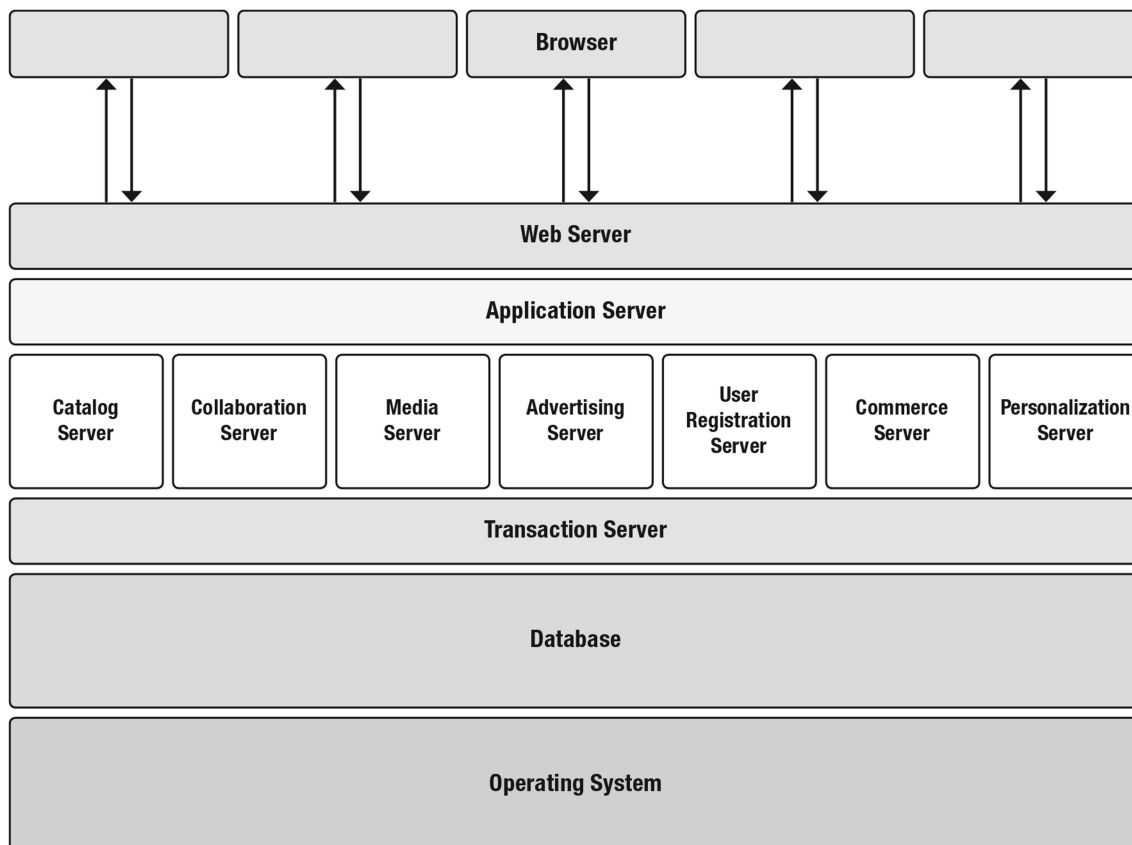


Abbildung 4: E-Business-Infrastruktur (Cutler, et al., 2000 S. 10)

Der Internethandel gewinnt national wie international kontinuierlich an Bedeutung. Die größten Bereiche des Internethandels in Deutschland nach Art der Teilnehmer bilden B2C - Business-to-Consumer, Unternehmen an Verbraucher mit 18,3 Milliarden € in

<sup>73</sup> (Schwarz, 2001 S. 5)

<sup>74</sup> Ein Online Transaction Processing (OLTP) -System ist ein im Dialogbetrieb laufendes operativen DV-System zur Erfassung und Verarbeitung betriebswirtschaftlicher Transaktionen. (Gabler Verlag)

Es speichert Transaktionen des täglichen operativen Geschäfts eines Unternehmens und ist optimiert auf schnellen Zugriff und Veränderung kleiner Datenmengen. (Arntz, 2007 S. 8). Eine Gegenüberstellung der Anforderungen von OLAP – und OLTP – Systemen liefert (Schmidt-Volkmar, 2008 S. 85).

2010, sowie B2B - Business-to-Business, Unternehmen an Unternehmen, mit 734 Milliarden €. <sup>75,76</sup>

Beide Segmente wachsen weiterhin stark. Der Bereich B2C soll laut (Accenture, GfK) und (BVH - Bundesverband des deutschen Einzelhandels, 2010) im Jahr 2011 um 15% wachsen, während der Handel zwischen Unternehmen im gleichen Zeitraum sogar um 27% gegenüber dem Vorjahr zulegen soll.

Unter *E-Business* (Electronic Business) wird lt. (Wirtz, 2001 S. 34) „... die Anbahnung, sowie die teilweise respektive vollständige Unterstützung, Abwicklung und Aufrechterhaltung von Leistungsaustauschprozessen mittels elektronischer Netze verstanden“.

Die Begriffe E-Commerce und E-Business werden in der Literatur oft synonym verwendet, mit einer Vielzahl sich überschneidender Definitionen (Eine Übersicht liefert z.B. (Voigt, et al., 2003 S. 5)). Erkennbar ist eine Unterscheidung dahin gehend, dass E-Business alle Geschäftsvorgänge außerhalb und innerhalb von Unternehmen umfasst: E-Business ist die Verzahnung und Integration unterschiedlicher Wertschöpfungsketten und unternehmensübergreifender Geschäftsprozesse über elektronische Datennetze wie das Internet.<sup>77</sup> Beim E-Commerce stehen Transaktionen zwischen Marktteilnehmern im Vordergrund.<sup>78,79</sup> Damit ist E-Commerce ein Teil des E-Business.

E-Commerce im engeren Sinne resp. Internethandel sind Funktionen innerhalb der Distributionspolitik des Marketings<sup>80</sup>.

## 2.2 Marketing, Konsumenten- und Käuferverhalten

Der Marketing-Begriff wird in der Literatur unterschiedlich definiert.<sup>81</sup> (Meffert, et al., 2008 S. 10) unterscheiden vier historisch entwickelte Interpretationen von Marketing, von der eng gefassten, einseitigen Unternehmensfunktion (Werbung, Verkauf) zu klassischen, ökonomisch orientierten Ansätzen: „Marketing bedeutet Planung, Koordination und Kontrolle aller auf die aktuellen und potenziellen Märkte ausgerichteten Unternehmensaktivitäten. Durch eine dauerhafte Befriedigung der Kundenbedürfnisse sollen die Unternehmensziele verwirklicht werden.“ (Meffert, et al., 2008 S. 9) Über moderne, erweiterte Interpretationen gelangt man zum heutigen generischen Marketing-Verständnis, bei dem Marketing als universell anzuwendende Beeinflussungstechnik für Austauschprozesse zwischen Individuen und Gruppen gesehen wird.

---

<sup>75</sup> (BVH - Bundesverband des deutschen Einzelhandels, 2010)

<sup>76</sup> Zu den Transaktionsbereichen des E-Commerce vgl. z.B. (Hermanns, et al., 1999 S. 23f).

<sup>77</sup> (TEIA AG - Internet Akademie und Lehrbuch Verlag, 2002)

<sup>78</sup> (Fritz, 2006 S. 27)

<sup>79</sup> Vgl. auch Übersicht von E-Business- und E-Commerce Definitionen (TEIA AG - Internet Akademie und Lehrbuch, 2009).

<sup>80</sup> Vgl. z.B. (Meffert, 2002 S. 14), (TEIA AG - Internet Akademie und Lehrbuch Verlag, 2002).

<sup>81</sup> Vgl. z.B. (Steffenhagen, 2008 S. 49ff).

Bezogen auf den Handel kann Marketing als eine Reaktion eines Unternehmens auf das Käuferverhalten gesehen werden: Marketing „...drückt ... (die) jederzeitige Reaktionsnotwendigkeit der Unternehmen auf das Verhalten der Käufer aus. ... auch aktives Eingreifen der Unternehmen (zur)...Beeinflussung und Steuerung des Käuferverhaltens. Marketing... bedarf umfassender gründlicher Kenntnisse zum gegebenen Verhalten der Käufer.“ (Bänsch, 2002 S. 1)<sup>82</sup>

Im weiteren Sinne bezieht sich Konsumentenverhalten auf das Verhalten des Letztverbrauchers hinsichtlich jeglicher Güter, auf den Handel beschränkt ist die Betrachtung des Käuferverhaltens ausreichend. (Kroeber-Riel, et al., 2009 S. 3) Aus diesem Grunde werden die Begriffe Käuferverhalten und Konsumentenverhalten bzw. Käufer und Konsument in der vorliegenden Arbeit synonym verwendet.

Die Konsumentenverhaltensforschung beschäftigt sich mit der Bestimmung von Einflussfaktoren auf das Konsumentenverhalten und Erklärungsansätzen für das Verhalten. Es handelt sich dabei um eine angewandte, interdisziplinäre Verhaltenswissenschaft<sup>83</sup>, die sich durch eine hohe Methoden- und Themenvielfalt auszeichnet.<sup>84</sup>

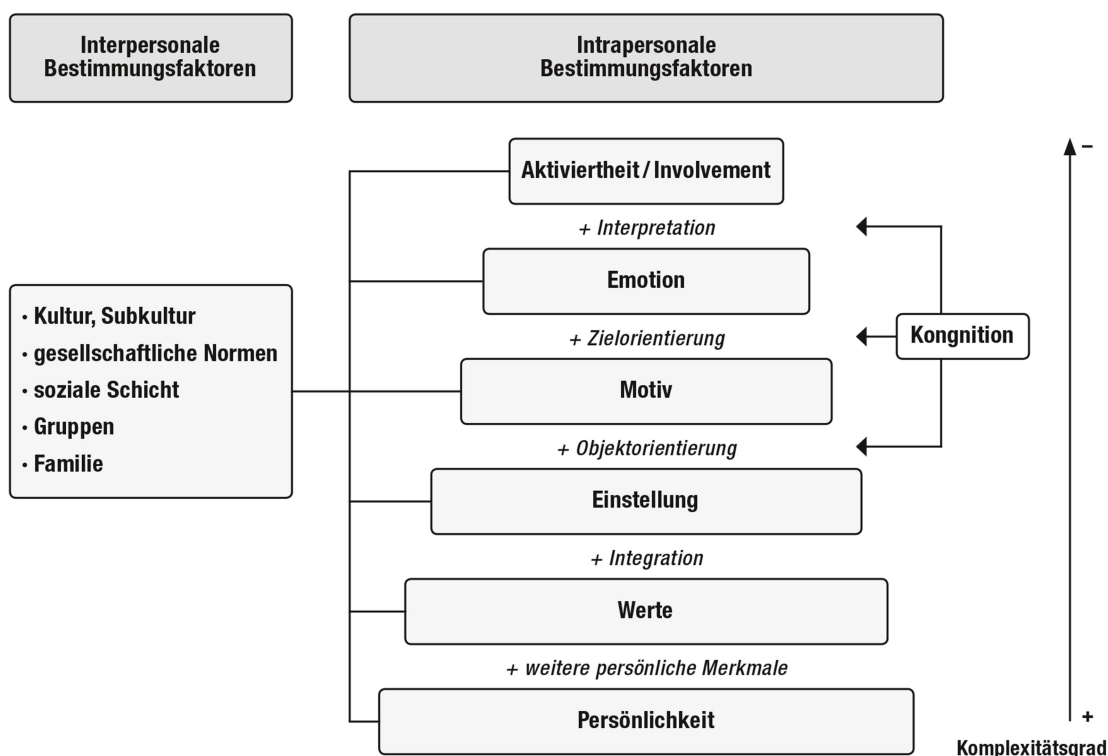


Abbildung 5: Einflussfaktoren des Konsumentenverhaltens (Meffert, et al., 2008 S. 106), in Anlehnung an (Trommsdorff, 1998 S. 33)

<sup>82</sup> Vgl. (Bänsch, 1998 S. 3f).

<sup>83</sup> Zur Wissenschaft vom menschlichen Verhalten gehören z.B. Psychologie, Soziologie, Sozialpsychologie, Verhaltensbiologie oder Gehirnforschung (Kroeber-Riel, et al., 2009 S. 11).

<sup>84</sup> (Kroeber-Riel, et al., 2009 S. 11, 17)

Zur Beschreibung des Käuferverhaltens wurden in der Konsumentenverhaltensforschung Verhaltensmodelle entwickelt. Historisch bedingt stehen dabei oft psychische Vorgänge des Konsumenten im Vordergrund. Anpassungen an neue Medien werden z.B. in (Foscht, 1999 S. 139ff) diskutiert.

Die Konsumentenverhaltensmodelle nutzen unterschiedliche Konstrukte zur Modellierung von Einflussfaktoren. Diese lassen sich in interpersonal und intrapersonal unterteilen. Intrapersonale Konstrukte sind z.B. Emotionen, Wahrnehmung, Motive, Zufriedenheit, Vertrauen, Persönlichkeit; interpersonal Konstrukte sind z.B. Kultur, Normen oder Familie – siehe Abbildung 5.<sup>8586</sup>

In der Literatur<sup>87</sup> werden behavioristische (SR = Stimulans-Response-Modelle), neo-behavioristische und kognitive Forschungsansätze (SOR = Stimulans-Organism-Response-Modelle) unterschieden. SR Modelle beschränken sich auf die Modellierung beobachtbarer Größen, bei SOR Modellen werden zusätzlich nicht beobachtbare Variablen im Organismus des Konsumenten modelliert. Bei kognitiven Ansätzen werden darüber hinaus Veränderungen (Lernprozesse) der nicht beobachtbaren Variablen betrachtet.<sup>88</sup> Für eine Übersicht siehe Abbildung 6.

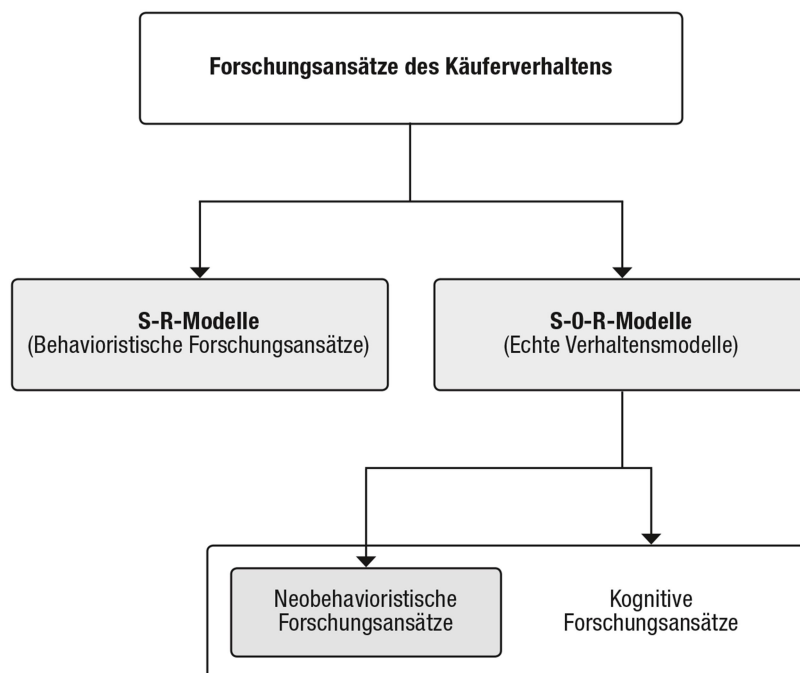


Abbildung 6: Ansätze der Käuferverhaltensforschung (Meffert, et al., 2008 S. 101)

Des Weiteren unterscheidet man Partial- und Totalmodelle: Partialmodelle beschreiben das Käuferverhalten hinsichtlich eines Einflussfaktors, während Totalmodelle alle

<sup>85</sup> (Meffert, et al., 2008 S. 106)

<sup>86</sup> Zur Konsumentenforschung vgl. insbes. (Kroeber-Riel, et al., 2009).

<sup>87</sup> Vgl. auch (Schwaiger, 2006 S. 46ff), (Schneider, 2009 S. 40ff), (Kroeber-Riel, et al., 2009 S. 51ff).

<sup>88</sup> Vgl. (Meffert, et al., 2008 S. 101).



Einflussfaktoren einbeziehen. Bekannte Totalmodelle sind zum Beispiel das Konsumentenverhaltensmodell von (Engel, et al., 1878), siehe Abbildung 7, oder von (Howard, et al., 1969). Totalmodelle können wiederum in Struktur- und Prozessmodelle unterteilt werden, wobei Strukturmodelle die Beziehungen zwischen verschiedenen Konstrukten des Käuferverhaltens und Prozessmodelle eine Phasenbetrachtung der Kaufentscheidung erlauben.<sup>89</sup>

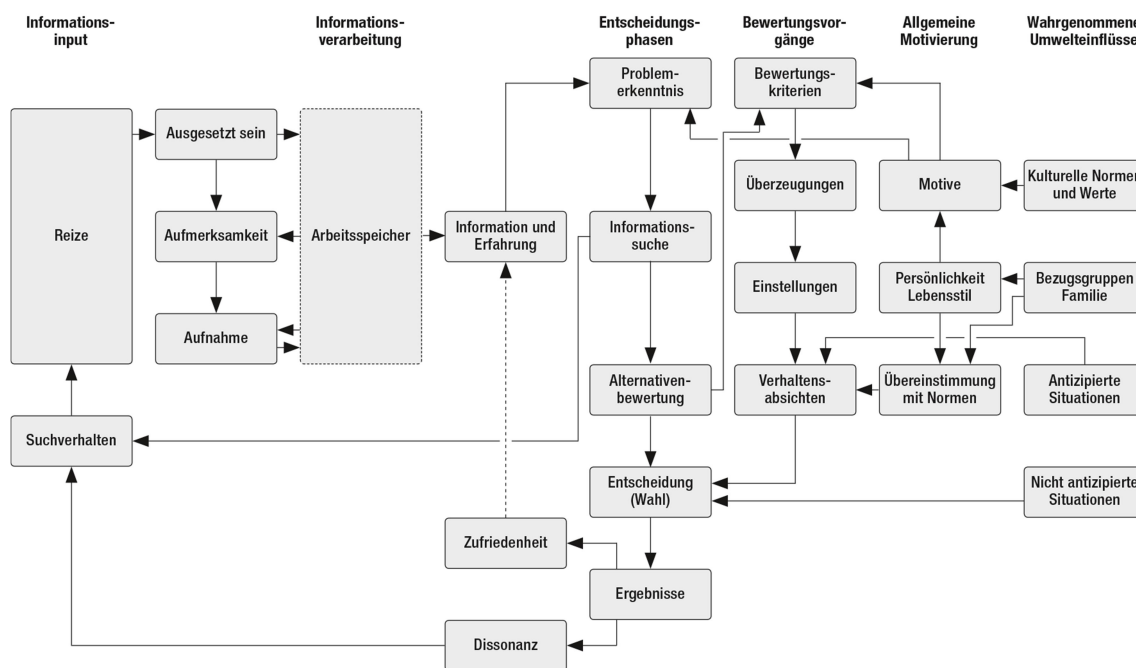


Abbildung 7: Totalmodell nach Engel, Blackman und Kollat (Meffert, et al., 2008 S. 138)

Das Käuferverhalten ist aufgrund der Vielzahl externer und interner Einflussfaktoren komplex – alle Modelle beschreiben daher das Verhalten des Konsumenten nur ansatzweise.<sup>90</sup>

In der Konsumentenverhaltensforschung werden aber auch Theorien mit mikroökonomischen Bezügen diskutiert, vor allem die Prospect Theorie<sup>91</sup> (auch: Neue Erwartungstheorie) und das Mental Accounting.<sup>92</sup> (Kroeber-Riel, et al., 2009 S. 21)

So wird das Kundenverhalten bezüglich (Rabatt-)Angeboten in der Literatur<sup>93</sup> häufig mit der Prospect Theorie<sup>94</sup> erklärt.

<sup>89</sup> (Meffert, et al., 2008 S. 106ff)

<sup>90</sup> (Kroeber-Riel, et al., 2009 S. 417)

<sup>91</sup> Vgl. (Kahnemann, et al., 1979).

<sup>92</sup> Vgl. (Thaler, 1985).

<sup>93</sup> Vgl. z.B. (Diller, 2008 S. 143f), (Aholt, 2008 S. 21ff), zur Psychologie der Kaufentscheidung, insbes. Heuristiken und Urteilsverzerrungen vgl. (Felser, 2011 S. 87ff).

<sup>94</sup> Vgl. (Erlei), (Kahnemann, et al., 1979).

### 2.2.1 Käuferverhalten bei Rabatt-Angeboten

Nach der Prospect-Theorie entscheiden Menschen zwischen zwei Alternativen, indem sie künftige Gewinne oder Verluste gegenüber einem Referenzzustand (Referenzpunkt), z.B. dem aktuellen Status quo, und nicht gegenüber dem zu erwartenden Endergebnis, bewerten.<sup>95</sup> In diesem Sinn entscheiden Menschen sich bei Angeboten eher für sichere Gewinne und vermeiden oder reduzieren Verluste.<sup>96,97</sup>

Diese Preiswahrnehmungen können mit Nutzen- oder Wertefunktionen<sup>98</sup> abgebildet werden, deren Verlauf im Verlustbereich steiler ist als in der Gewinnzone mit einem Knick in Höhe des Referenzpunktes (siehe Abbildung 8).

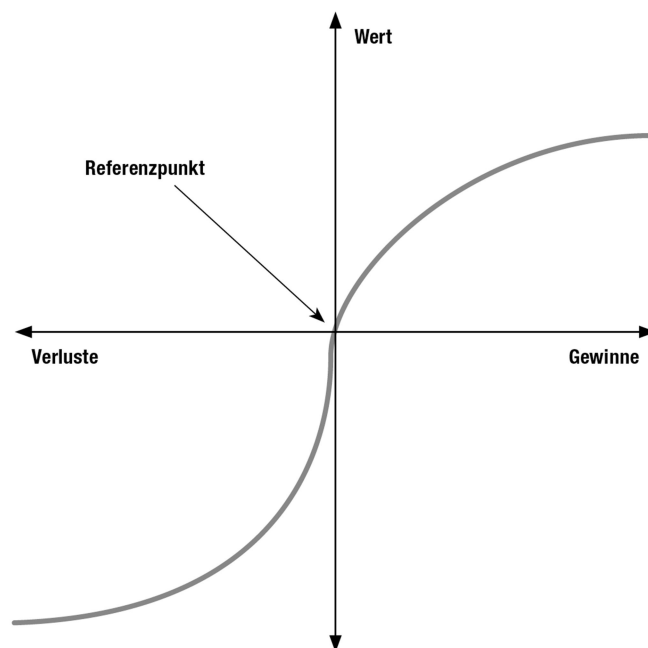


Abbildung 8: Wertfunktion der Prospect-Theorie (Reppenhagen, 2010 S. 43)<sup>99</sup>

Aus dem s-förmigen Verlauf<sup>100</sup> der Wertfunktion folgt, dass Zugewinnen und Verlusten mit steigender Entfernung vom Referenzpunkt eine immer geringere Bedeutung

<sup>95</sup> Vor der eigentlichen Bewertung laufen in einer sogenannten „Editier-Phase“ verschiedene Wahrnehmungsprozesse ab, in welcher die Informationen aufbereitet (z.B. kombiniert, vereinfacht, gestrichen,...) und als Alternativen mental präsentiert werden. (Reppenhagen, 2010 S. 42) Vgl. (Jungermann, et al., 2005 S. 220ff), (Priemer, 2000 S. 185f)

<sup>96</sup> (Nicola, et al., 2012 S. 38)

<sup>97</sup> Verlustaversion der Individuen nach der Prospect-Theorie, vgl. (Gierl, et al., 2001 S. 560).

<sup>98</sup> (Reppenhagen, 2010 S. 43), Wertfunktion vgl. (Kahnemann, et al., 1979 S. 277ff), Nutzenfunktion vgl. (Diller, 2008 S. 141ff).

<sup>99</sup> In Anlehnung an (Diller, 2003 S. 267), (Gierl, et al., 2001 S. 561), (Kahnemann, et al., 1979 S. 279).

<sup>100</sup> Vgl. (Thaler, et al., 1990 S. 645).

beigemessen wird: Ein Unterschied zwischen 10€ und 20€ wird größer wahrgenommen als zwischen 1110€ und 1120€. <sup>101</sup> (Reppenhausen, 2010 S. 42f)

Der Referenzpunkt ist subjektiv und variabel. Er wird von nicht nur von den bisherigen Erfahrungen des Individuums, sondern auch von ihren Erwartungen, dem angestrebten Ergebnis und externen Reizen beeinflusst. <sup>102</sup> Er ändert sich z.B., wenn sich das allgemeine Preis- oder Lohn-Niveau ansteigt. Der Referenzzustand kann durch den Anbieter beeinflusst werden, z.B. indem derselbe Preis oder Nachlass unterschiedlich dargestellt wird. <sup>103</sup> So wird die Botschaft „Kaufe ein Produkt und bekomme zwei“ gegenüber „50% Rabatt“ positiver bewertet, obwohl sie inhaltlich identisch sind. <sup>104</sup>

## 2.3 Internet Marketing

Internet Marketing „...ist die zielgerechte Nutzung der Internet-Dienste für das Marketing. Hauptbestandteil des Internet-Marketing-Mix ist ... die eigene oder eine ganz bestimmte Internetsite. (Internet Marketing) ist ... integraler Bestandteil eines Gesamt-Marketing-Mix.“ (Lammenett, 2007 S. 17).

Online Marketing hingegen umfasst alle Maßnahmen, die ergriffen werden, um Besucher auf eine Website <sup>105</sup> zu lenken, z.B. Suchmaschinenwerbung, Bannerwerbung und Newsletter. <sup>106</sup>

Internet Marketing und Online Marketing sind damit nicht per se deckungsgleich. Zur Verdeutlichung drei Beispiele: Ein Flugzeug mit einer Aufschrift, die zum Besuch einer Website aufruft, ist Online Marketing, aber kein Internet Marketing, während ein Filial-Finder auf einer Website Internet Marketing ist, aber kein Online Marketing. Wenn jedoch Suchmaschinenwerbung für eine Website betrieben wird, dann ist dies sowohl Online- als auch Internet Marketing. <sup>107</sup>

Online Marketing außerhalb des Internets verliert jedoch an Bedeutung <sup>108</sup>, so dass das Internet Marketing einen immer größeren Anteil daran einnimmt. Auch in der Literatur werden beide Begriffe vielfach synonym verwendet. In der vorliegenden Arbeit werden Online-Marketing-Maßnahmen außerhalb des Internet nicht betrachtet, sondern nur Internet-Marketing-Maßnahmen für eine Website - damit gilt für alle betrachteten

---

<sup>101</sup> Vgl. (Herrmann, et al., 1996).

<sup>102</sup> (Reppenhausen, 2010 S. 43), vgl. (Priemer, 2000 S. 190)

<sup>103</sup> (Musiol, et al., 2009 S. 50)

<sup>104</sup> Vgl. z.B. (Parguel, et al., 2007 S. 354f), (Seibert, 1997 S. 9).

<sup>105</sup> Die Website ist die Standort-Präsenz innerhalb des Web. Es ist das komplette Angebot eines Unternehmens, einer Organisation oder Verwaltung, einer Universität oder Forschungseinrichtung, eines Vereins oder einer Privatperson, die sich hinter dem Domain-Namen verbirgt, wobei eine Website in aller Regel aus vielen, in aller Regel hierarchisch angeordneten Web-Seiten besteht. Eine davon ist die Homepage, von der aus sich die Web-Seiten-Hierarchie eröffnet. (Lexikon IT Wissen, Stichwort: Website, 2014), siehe (Su Lee, 2008 S. 9ff), für weiterführende Klassifikation und Definition siehe ebenda.

<sup>106</sup> (Lammenett, 2007 S. 17)

<sup>107</sup> (Lammenett, 2005 S. 49f)

<sup>108</sup> (Fritz, 2006 S. 26)

---

Instrumente, dass sie sowohl Internet- als auch Online-Marketing-Maßnahmen sind. Die Begriffe werden deshalb synonym gebraucht.

Die Abgrenzung von Internet Marketing gegenüber E-Commerce verdeutlicht Abbildung 9. E-Commerce (im engeren Sinne) ist als transaktionsorientierter Part der Distributionspolitik im Marketingmix ein Teilbereich des Internet Marketings, während das Internet Marketing wiederum Teil des E-Business ist, welcher neben dem Absatzmarketing die Abwicklung weiterer unternehmensinterner und –externer Prozesse über elektronische Netze beinhaltet <sup>109</sup> (siehe auch S. 16).

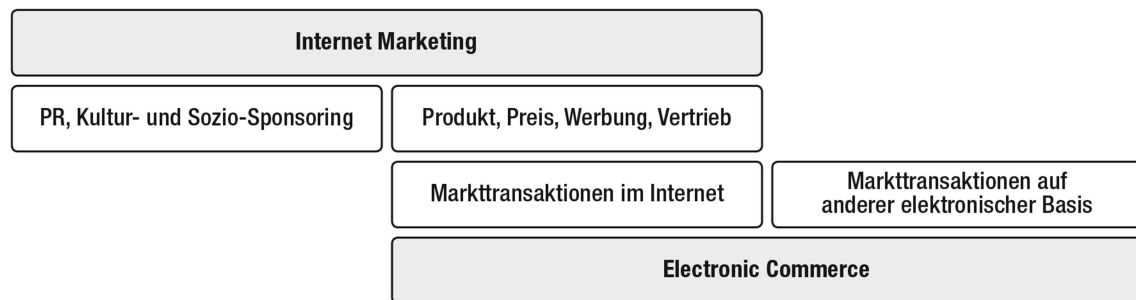


Abbildung 9: Internet Marketing und E-Commerce (Fritz, 2006 S. 28)

Folgt man (Fritz, 2006 S. 28) und betrachtet nur den Internethandel, und lassen sich andere Aspekte wie die Verfolgung allgemeiner Unternehmensziele z.B. über PR, beim Internet Marketing eines Unternehmens vernachlässigen, dann ist Internethandel mit Internet Marketing gleichzusetzen.

<sup>109</sup> (TEIA AG - Internet Akademie und Lehrbuch Verlag, 2002)

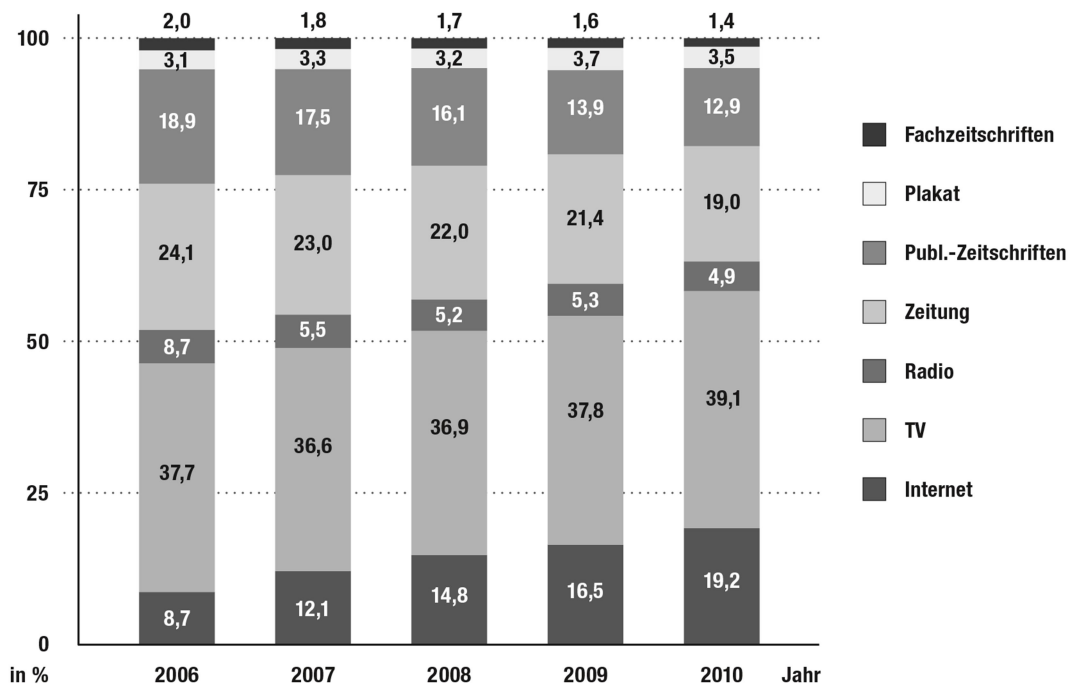


Abbildung 10: Entwicklung Werbeausgaben (Online Vermarkterkreis im BVDW, 2011)

Der technische Fortschritt hat zur Entstehung einer Vielzahl unterschiedlicher Marketing-Instrumente im Internet geführt. Sehr bedeutsam als Werbeformen sind heute Suchmaschinenwerbung, Bannerwerbung und Newsletter.<sup>110</sup> Die schnelle Entwicklung des Mediums führt dabei zum Entstehen neuer Internet-Marketing-Instrumente (z.B. Sozial Marketing). Die Internet-Werbung wächst rasch und hat beim Umsatz 2010 erstmals die Werbung in Zeitungen überholt – siehe

Abbildung 10.

Die Instrumente, bei denen es sich um bezahlte externe Medienleistungen handelt, bilden den Teilbereich Internet-Werbung (synonym: Online-Werbung) des Marketings.<sup>111</sup> Das Internet Marketing insgesamt umfasst jedoch zahlreiche weitere Instrumente, die ebenfalls von großer Bedeutung sind: Für das letztendliche Zustandekommen einer Bestellung ist z.B. die Usability und das Informationsangebot der Website mit entscheidend (vgl. auch Abbildung 11 für eine Übersicht von Abbruch-Gründen beim Einkauf).

<sup>110</sup> Vgl. (Theis, 2002 S. 341), (Wegener, 2005 S. 416).

<sup>111</sup> (Kotler, 2003 S. 590)

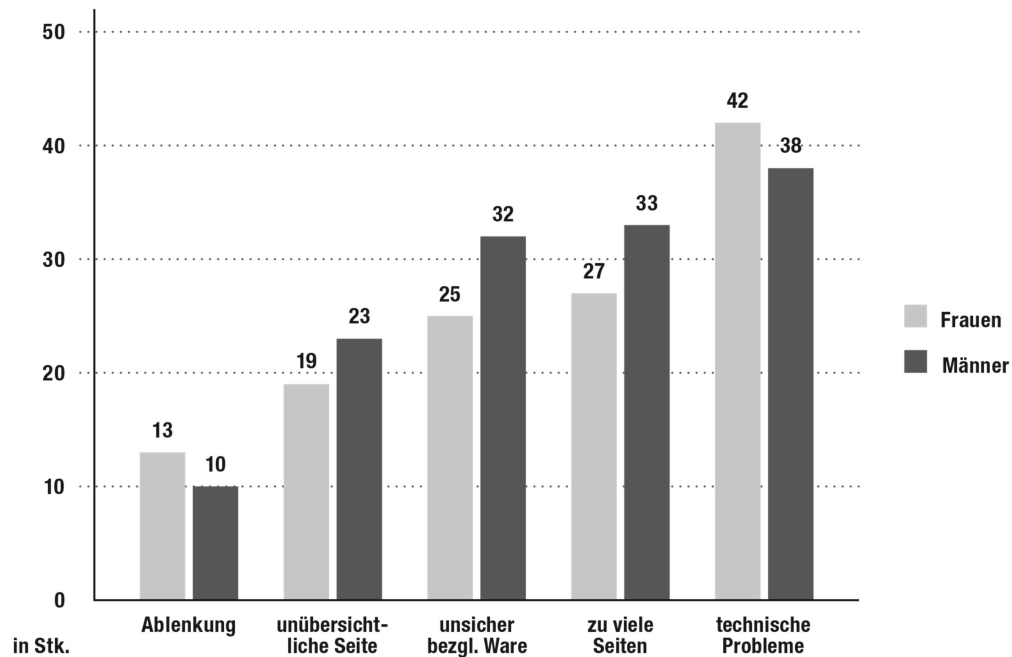


Abbildung 11: Gründe für den Abbruch von Online-Bestellungen (Wegener, 2005 S. 411), Originalquelle: (Novomind AG, 2004 S. 25)

Ein wesentlicher Vorzug des Internet Marketings besteht darin, dass das Internet das einzige Medium ist, in dem der gesamte Kundenlebenszyklus (siehe Abschnitt 2.3.1) stattfinden kann, es somit aus einem Nicht-Kunden einen Stammkunden erzeugen kann.<sup>112</sup>

Ein weiterer Vorteil des Internet Marketings insgesamt gegenüber „klassischen“ Marketingformen besteht in der direkten Messbarkeit des Erfolges über sogenannte Web-Metriken, die das Kundenverhalten in Bezug auf die internetbasierte Interaktionen mit dem Unternehmen beschreiben, z.B. Seitenaufrufe, Verweildauer (auf der Webseite) oder Öffnungsraten (bei E-Mail-Newslettern). Diese sind in der Regel einfach zu messen und in Echtzeit verfügbar. Wegen ihrer großen Bedeutung existiert eine Vielzahl an Literatur zum praktischen Umgang meist unter dem Begriff Web Analytics, z.B. (Hassler, 2012), (Amthor, et al., 2010). Die Sammlung, Aufbereitung und Bereitstellung dieser Informationen zu einer konkreten Website wird als Web Controlling bezeichnet.<sup>113</sup>

Etablierte Werkzeuge dafür sind z.B. Log-File-Analyse, oder Tracking-Systeme wie Google Analytics oder eTracker, (bei ihrem Einsatz in den Unternehmen sind die datenschutzrechtlichen Anforderungen zu berücksichtigen – siehe Abschnitt 2.5.1.2). Es gibt sehr viele Lösungen - über einhundert werden z.B. schon allein auf der Website von (Reese, 2010) vorgestellt. Die Unternehmen verfügen somit über umfangreiche Daten zum Erfolg ihrer Internet-Marketing-Maßnahmen.

<sup>112</sup> (Wegener, 2005 S. 406)

<sup>113</sup> (Lammenet, 2007 S. 238)

### 2.3.1 Erfolgskontrolle im Internet Marketing

Die wachsende Bedeutung des E-Commerce für den gesamten Unternehmenserfolg bedingt intensive Maßnahmen zu seiner Steuerung und Überwachung. Standen bis vor einigen Jahren noch die Informationsbeschaffung, die Pflege der Marke und der Erfahrungsgewinn beim Online Marketing im Mittelpunkt, ist heute der ROI des Internet-Handels das zentrale Ziel der Online-Marketing-Maßnahmen.<sup>114</sup>

Mit der Wandlung in den Unternehmen vom prozess- oder produktgetriebenen hin zum kundenorientierten Vorgehen bietet sich aus Sicht des Unternehmens die Modellierung des Kundenverhaltens in Form des „Kundenlebenszyklus“ (Customer Life Cycle - siehe Abbildung 12) an.

Ein Kunde durchläuft dabei im Erfolgsfall die folgenden Phasen:

- potentieller Kunde: Verwandlung in Interessent (Reach)
- Interessent: Verwandlung in Besucher (Acquisition)
- Besucher: Verwandlung in Käufer (Conversion)
- Käufer: Verwandlung in Stammkunden (Retention)
- Stammkunden: Verwandlung in Fans/ Empfehler (Loyalty)

Auf den Kundenlebenszyklus abgestimmte Metriken zur Messung des Erfolges wurden ebenfalls von (Cutler, et al., 2000) vorgeschlagen, siehe Tabelle 2.

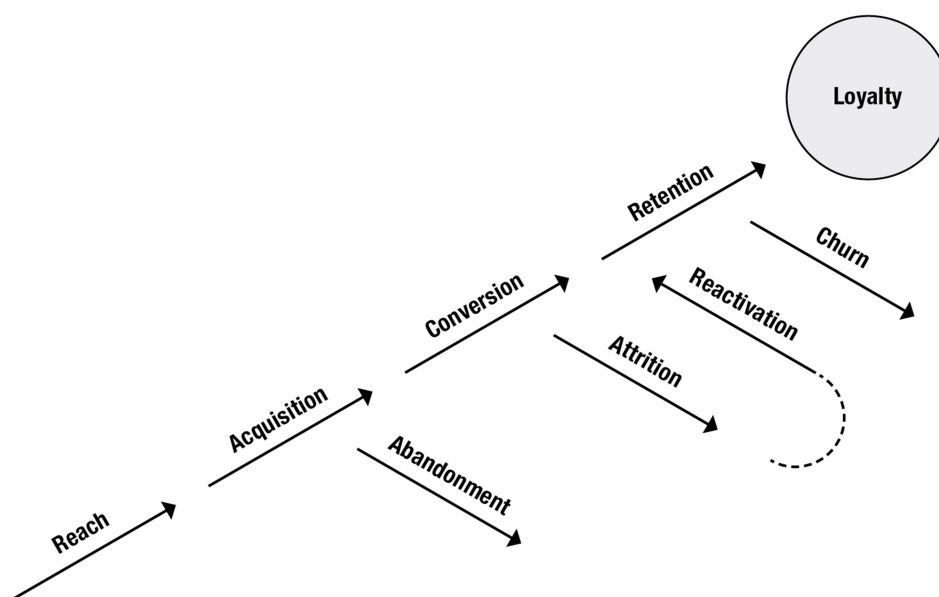


Abbildung 12: Kundenlebenszyklus (Cutler, et al., 2000 S. 26)

Metrik	Definition
--------	------------

<sup>114</sup> (Fritz, 2007 S. 161), vgl. (Teltzrow, et al., 2004 S. 2)

Reach (Z)	Anteil der Individuen (i) der Gesamtpopulation (W), die potenzielle Nutzer sind (P)
Acquisition (A)	Anteil der potenziellen Nutzer (P), die (eindeutige) Besucher (U) in einem bestimmten Zeitraum (t) werden
Conversion (C)	Anteil der Besucher (U), welche in einem bestimmten Zeitraum (t) als Kunden (K) gewonnen werden konnten
Retention (R)	Anteil der Kunden (K) in einem bestimmten Zeitraum (t) wiederholt Käufe (p) getätigt haben
Loyalty (L)	Anteil der Kunden (K), welche geistig oder emotional mit dem Unternehmen verbunden sind

Tabelle 2: Metriken für das E-Business (Teltzrow, et al., 2003 S. 331)

Von besonderer Bedeutung ist dabei beim Internethandel die Conversion, also die Umwandlung eines Nicht-Kunden in einen Kunden durch einen Kauf, denn hier wird erstmals ein Umsatz erzielt.

Die Conversion-Rate errechnet sich wie folgt (Kaiser, 2009 S. 11f):

$$\text{Conversion Rate (CR)} = \frac{\text{erreichte Ziele}}{\text{Anzahl Zielpersonen}} \times 100\% \quad (1)$$

Die Verknüpfung der Leistungsparameter einer Website (Web-Metriken, z.B. Klicks, Besucher, Seitenaufrufe,...) mit den betriebswirtschaftlichen Daten (Bestellungen, Umsatz, Gewinn,...) wird beim Internethandel über die Conversion-Rate hergestellt: Sie ist als das Verhältnis der Anzahl der Online-Bestellungen aus einer Internet-Marketing-Maßnahme zu der von dieser Maßnahme erzeugten Zahl an Website-Besuchen eine zentrale Kennzahl der Erfolgskontrolle im Internethandel.

Die Steuerung und Überwachung von Online Marketing wird als Online-Marketing-Controlling bezeichnet<sup>115</sup>. Während Web Controlling Leistungsparameter einer Website überwacht, überwacht Online-Marketing-Controlling die Leistung von Marketing-Maßnahmen (Kampagnen).<sup>116</sup>

Kampagne	Klicks	Impressionen	Klick-Rate	Kosten	Conv.	Kosten/Conv.	Conv.-Rate
1	196	4127	4,75%	14,46 €	15	0,96 €	7,65%

<sup>115</sup> (Wegener, 2005 S. 406)

<sup>116</sup> (Bauer, 2011 S. 162)



2	60	1332	4,50%	3,69 €	2	1,84 €	3,33%
---	----	------	-------	--------	---	--------	-------

Tabelle 3: Kampagnenvergleich mit Conversion-Rate

Ergänzend dazu definieren (Lee, et al., 2000 S. 126ff) verfeinernde Micro-Conversion-Raten, welche weitere Web-Metriken miteinander verbinden, z.B. die Click-to-Buy-Rate. Dabei wird im Gegensatz zum Kundenlebenszyklus jeder einzelne Kaufprozess isoliert betrachtet.

Die Conversion-Rate ist ein Ergebnis des Käuferverhaltens. Ein Modell für die Vorhersage der Conversion-Rate in Abhängigkeit vom Käuferverhalten wird in (Moe, et al., 2004 S. 326ff) entwickelt.

Aus der Conversion-Rate lassen sich die Auswirkungen von (Internet-)Marketing-Maßnahmen auf Deckungsbeiträge, Umsätze und Gewinn berechnen und simulieren. Zum Beispiel ergibt sich die Cost per Order (CPO) als Verhältnis der Kosten der Werbemaßnahme zur Anzahl der Bestellungen aus der Conversion Rate. Die verschiedenen Conversion-Raten lassen sich zur Analyse und zur Überwachung von Zielvorgaben nutzen.<sup>117</sup> Für eine typische Darstellung siehe Tabelle 3. Dort ist erkennbar, dass beide Kampagnen zwar vergleichbare Klick-Raten aufweisen, die Conversion-Rate bei Kampagne zwei jedoch deutlich schlechter und damit der CPO der über Kampagne zwei generierten Bestellungen fast doppelt so hoch wie bei Kampagne eins ist. So kann man die beiden Kampagnen hinsichtlich ihrer wirtschaftlichen Ergebnisse vergleichen und Ansätze zur Optimierung finden.

Viele verbreitete Werkzeuge in der Praxis, z.B. die Google Adwords- Anzeigenverwaltung für Suchmaschinenanzeigen, erlauben die direkte Anzeige und Optimierung der Conversion-Rate, dargestellt in Abbildung 13.

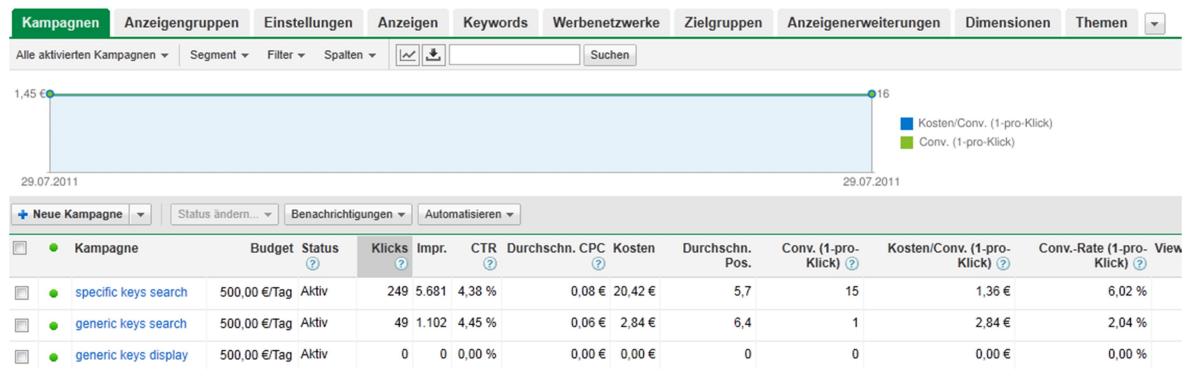


Abbildung 13: Google-Adwords-Werkzeug mit Conversion-Raten

Erfolg im E-Commerce kann auch unter anderen Gesichtspunkten bewertet werden z.B. nach der Benutzerzufriedenheit. Dafür sind eine Reihe von Modellen mit anderen

<sup>117</sup> (Mangstl, et al., 2003 S. 77)

Schwerpunkten, z.B. Information-System-Success-Modelle<sup>118</sup> oder Website-Qualitätsmodelle<sup>119</sup>, entwickelt worden.

Ein integriertes Kennzahlensystem für die Erfolgsbewertung im E-Commerce speziell für Multi-Channel-Händler wird in (Hienerth, 2010) entwickelt.

Bei der Erfolgskontrolle kommen je nach Zielsetzung unterschiedliche Werkzeuge zum Einsatz, z.B. Usability-Tests, A/B-Tests, multi-Variante Tests, Befragungen, Eye-Tracking, Neuro-Marketing (MRT), Beobachtungen, Tracking oder Data Mining<sup>120</sup>.

In der aktuelleren Literatur setzt man sich mit Verhaltensmodellen<sup>121</sup> oder mit der Vorhersage von Conversion-Raten<sup>122</sup> auseinander. Oft werden empirische Daten untersucht oder konkrete Plattformen zur Untersuchung von Methoden zur Beeinflussung der Conversion-Rate vorgeschlagen<sup>123</sup>. Für die Usability der Website dokumentiert z.B. (Kuan, et al., 2005) die Auswirkungen auf Conversion und Retention. Auf die Auswirkungen von Collaborative Filtering auf die Conversion-Rate bei Amazon gehen (Chen, et al., 2007) ein.

### **2.3.2 Ausgewählte Disziplinen des Internet Marketings**

Es gibt zahlreiche unterschiedliche Formen des Online Marketings, siehe Abbildung 14. In den folgenden Abschnitten werden die für das Forschungskonzept bedeutsamen Bereiche Affiliate Marketing, dabei insbesondere Online-Cashback-Systeme, und E-Mail-Marketing näher erläutert.

---

<sup>118</sup> Vgl. (DeLone, et al., 2004 S. 31ff).

<sup>119</sup> Vgl. (Barnes, et al., 2002 S. 114ff).

<sup>120</sup> Zum Data Mining Begriff siehe Abschnitt 2.5.1.

<sup>121</sup> Vgl. (Moe, et al., 2004 S. 326ff).

<sup>122</sup> Vgl. (Wu, et al., 2009 S. 1377ff).

<sup>123</sup> Vgl. (Vengroff, 2011 S. 31ff).

---

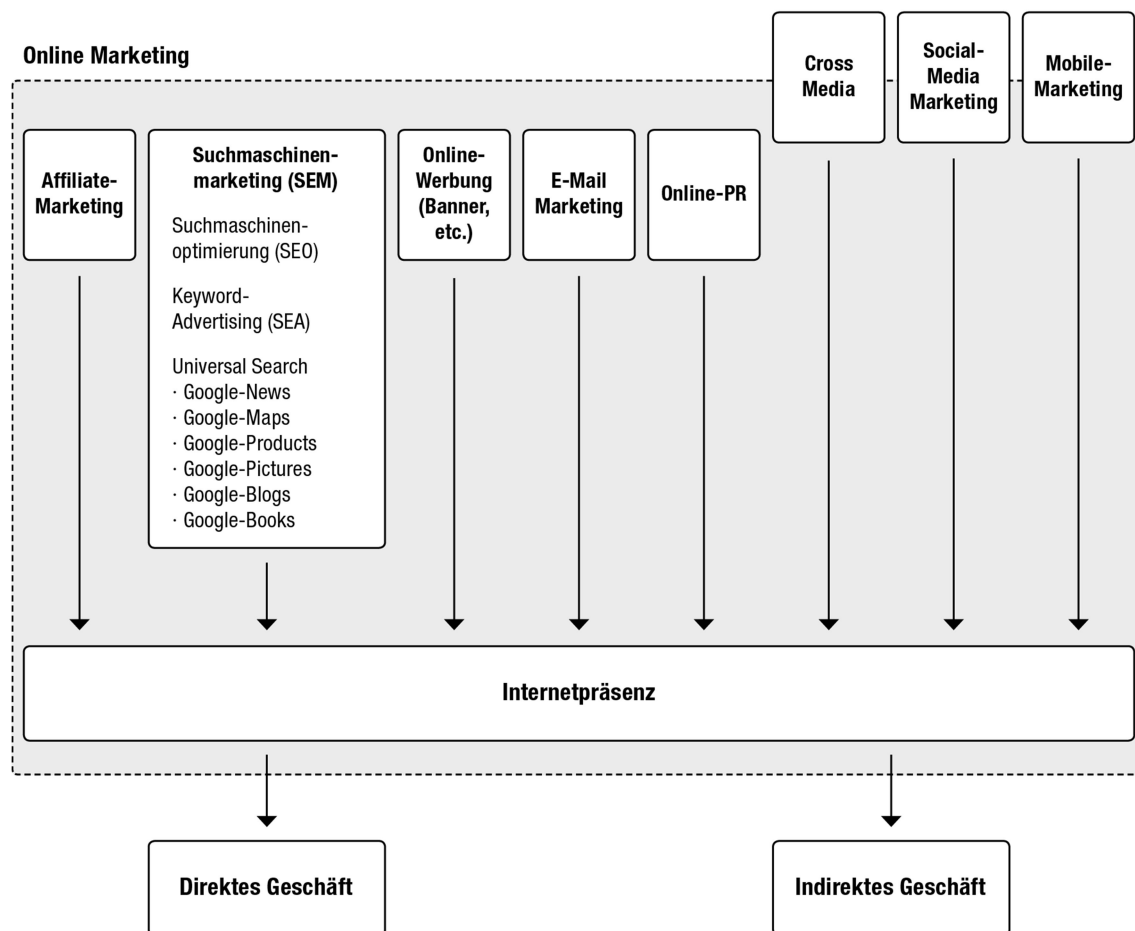


Abbildung 14: Online-Marketing-Disziplinen (Lammenett, 2012 S. 25)

### 2.3.2.1 Affiliate Marketing

Eine Form des Online Marketings ist das Affiliate Marketing. Die (American Marketing Association) definiert Affiliate Marketing als „an online marketing strategy that involves revenue sharing between online advertisers/merchants and online publishers/salespeople. Compensation is typically awarded based on performance measures such as sales, clicks, registrations or a combination of factors.“<sup>124</sup>

Beim Affiliate Marketing erhält ein Verkäufer (Publisher oder Affiliate, häufig ein Webseiten-Betreiber, auch als Content Provider bezeichnet<sup>125</sup>), eine Provision, häufig in Form einer prozentualen Umsatzbeteiligung, von einem Anbieter (Advertiser, häufig ein Online Shop) für jeden durch den Publisher initiierten Verkauf.

<sup>124</sup> (Beck, 1013 S. 4)

<sup>125</sup> Vgl. (Sarkar, et al., 1995). Inhaltlich sind die Begriffe Publisher und Content Provider nicht deckungsgleich, entspr. U.S.-amerikanischer Gesetzgebung ist ein Content Provider der originäre Erzeuger von Inhalten: "any person or entity that is responsible, in whole or in part, for the creation or development of information provided through the Internet or any other interactive computer service." ( 47 U.S.C. § 230(f)(3)) während ein Publisher Inhalte veröffentlicht. (Davis, 2002 S. 77)

Dafür platziert der Publisher ein Online-Werbemittel (Anzeige, z.B. Banner, Link) auf seiner Website. Klickt ein Besucher auf dieses Werbemittel, gelangt er zur Website des Advertisers. Dabei wird über das Werbemittel übermittelte Informationen (URL-Parameter, Skriptaufrufe Cookie,...) erfasst, von welchem Publisher der Nutzer kam. Führt der Besucher dann eine vom Advertiser gewünschte Aktion (z.B. einen Kauf) aus, wird diese durch einen Tracking-Mechanismus erfasst und der Publisher erhält eine (vorab vereinbarte) Vergütung<sup>126</sup> (siehe Abbildung 15).



Abbildung 15: Funktionsweise Affiliate Marketing (Beck, 1013 S. 5)

Man unterscheidet insbesondere Tracking durch das Setzen von Cookies<sup>127</sup> (Cookie Tracking), Session Tracking über mitgeführte Session-Parameter auf dem Server des Advertisers<sup>128</sup> oder Fingerprint Tracking durch Wiedererkennung individueller Browser-Einstellungen mittels eingebetteter Skripte.<sup>129</sup><sup>130</sup> Um den Tracking-Mechanismus zu realisieren, muss eine Tracking-Komponente (häufig in Form eines JavaScripts oder Links) auf dem Server des Advertisers dort eingebaut werden, wo bei der Nutzung durch einen Besucher die gewünschte Aktion erfolgreich abgeschlossen wurde.

Affiliates sind sogenannte Intermediates, sie befinden sich in der Wertschöpfungskette zwischen Anbieter und Verbraucher. Sie sind „organizations that perform the mediating tasks in the world of electronic commerce“ (Sarkar, et al., 1995) und werden auch als Cybermediaries<sup>131</sup> oder Infomediaries<sup>132</sup> bezeichnet.<sup>133</sup>

Affiliate Marketing gilt als dritt wichtigste Form des Online Marketings nach klassischer Banner-Werbung und Suchwort-Vermarktung. Für 2013 wird in Deutschland für dieses Segment ein Umsatz von 440 Mio. € erwartet.<sup>134</sup>

Es lassen sich nach der Art der vergüteten Aktion verschiedene Abrechnungsmodelle unterscheiden: Vergütung des einfachen Klicks auf die Werbeanzeige des Advertisers

<sup>126</sup> Vgl. (Gallaughner, et al., 2001 S. 473ff), nach Beck und Benedictova.

<sup>127</sup> Cookies sind kleine Textdateien, die durch Server (Webseiten) auf Clients (im Browser des Nutzers) gespeichert und von diesen wieder ausgelesen werden können. (Bründl, 2001 S. 200)

<sup>128</sup> Vgl. z.B. (Kester, 2006 S. 47).

<sup>129</sup> Vgl. z.B. (Dziallas, 2013).

<sup>130</sup> Für diese und weitere Verfahren vgl. auch (Tollert, 2009 S. 24f).

<sup>131</sup> Vgl. (Strauss, et al., 2006).

<sup>132</sup> Vgl. (Jacobs, 2002 S. 1).

<sup>133</sup> (Benediktova, et al., 2008 S. 1f)

<sup>134</sup> (OVK, 2013)

beim Publisher (Pay per Click), des tatsächlichen Einkaufs (Pay per Sale), einer Anmeldung, z.B. für einen Newsletter (Pay per Lead) oder anderer Aktivitäten wie z.B. Nutzung eines Konfigurators (Pay per Action).<sup>135</sup>

Der überwiegende Teil der über Affiliates vermittelten Aktionen (80%) in Deutschland wird nach dem Pay-per-Sale-Modell abgerechnet.<sup>136</sup>

Das gesamte Risiko für die Vermarktung liegt dabei beim Affiliate: Er erhält nur dann eine Vergütung, wenn es zu der gewünschten Aktion beim Advertiser kommt. Daher wird der Affiliate alles versuchen, um möglichst viele Besucher zur Ausübung der vereinbarten Aktion zu bewegen.<sup>137</sup> Die Advertiser versuchen so, auf das Problem der sinkenden Click-Through-Raten in der Online-Werbung zu reagieren.<sup>138139</sup>

Werbemittel sind für die Werbung geschaffene persönliche und sachliche Gestaltungsformen von Werbebotschaften. Beispiele sind Anzeigen, Plakate oder Fernsehspots.<sup>140</sup> Im Affiliate Marketing kommen Text Links, Werbebanner, Formulare, Produktdatenbanken und Video-Anzeigen als Werbemittel zum Einsatz. Die Auswahl und die Platzierung der Werbemittel obliegen, im Rahmen der Vorgaben des Affiliate-Programmes, dem Publisher, die Gestaltung und Bereitstellung dem Advertiser.<sup>141</sup>

Als Affiliate-Programm wird eine Vereinbarung zwischen einem Advertiser und (möglicherweise zahlreichen) Publishern bezeichnet, welche die Beziehung (z.B. hinsichtlich Vergütungsmodell, Werbemittelbereitstellung, Einschränkungen beim Marketing...) vertraglich regelt. (Chatterjee, 2002) bezeichnet die Beziehung als transaktionsorientiert, ohne Verpflichtungen für eine zukünftige Zusammenarbeit oder Exklusivität. Affiliate-Programme sind mit geringen Kosten und Aufwand aufzusetzen und zu beenden.<sup>142</sup>

Zur technischen Umsetzung von Affiliate-Programmen werden Softwaresysteme<sup>143</sup> eingesetzt. Diese stellen verschiedene Grundfunktionen für Advertiser und Publisher zur Verfügung (siehe Tabelle 4). Darüber hinaus gibt es häufig ergänzende Funktionen für Agenturen und Software-Entwickler. Für ein Beispiel einer Advertiser- Nutzer-schnittstelle siehe Abbildung 17, für eine Publisher-Oberfläche siehe Abbildung 16.

---

<sup>135</sup> (Beck, 1013 S. 5), vgl. (Goldschmidt, et al., 2003), für weitere Formen vgl. (Fischer, 2008 S. 96ff), (Tollert, 2009 S. 15ff).

<sup>136</sup> (Woods, 2008 S. 37), vgl. (Thiessenhusen, 2013), (Kester, 2006 S. 47), (Winkler, et al., 2002 S. 49)

<sup>137</sup> (Duffy, 2005 S. 161ff), vgl. auch (Chatterjee, 2002 S. 715).

<sup>138</sup> Vgl. (Drèze, et al., 2003).

<sup>139</sup> (Beck, 1013 S. 5)

<sup>140</sup> (Ausschuss für Definitionen zu Handel und Distribution, 2006 S. 178)

<sup>141</sup> (Tollert, 2009 S. 20f)

<sup>142</sup> Vgl. (Benediktova, et al., 2008 S. 5).

<sup>143</sup> Software, die aus mehreren Bausteinen besteht; die Bausteine bezeichnet man je nach Betrachtungsebene als Programme oder als Module. *Programmiertechnisch* gesehen besteht ein Softwaresystem aus Programmen (Hauptprogrammen, Unterprogrammen), aus deren Zusammenwirken sich die Lösung eines Problems ergibt. *Konzeptionell* betrachtet besteht ein Softwaresystem aus Modulen, die bei einer Zerlegung nach Abstraktionsprinzipien entstehen. (Gabler Verlag)

---

<b>Funktionsbereich</b>	<b>Advertiser</b>	<b>Publisher</b>
<b>Account</b>	Nutzerverwaltung, Selbstbeschreibung Advertiser	Nutzerverwaltung, Beschreibung Geschäftsmodell, Adress- und Steuerinformationen
<b>Programm</b>	Beschreibung, Festlegung Abrechnungsmodell, Konditionen, Einschränkungen, z.B. bei der Verwendung der Marke des Advertisers oder hinsichtlich bestimmter Publisher-Modelle, Annahme von Publishern, Einladung von Publishern	Suche, Bewerbung
<b>Werbemittel</b>	Beschreibung, Bereitstellung	Auswahl
<b>Reporting</b>	Statistiken u.a. zu Ergebnissen der akzeptierten Publisher und Werbemittel, Statusverwaltung der Transaktionen	Statistiken u.a. zu Ergebnissen der eingebundenen Affiliate-Programme, Werbemittel
<b>Abrechnung</b>	Kontoaufladung	Veranlassung Auszahlung, Download Abrechnungen/ Gutschriften
<b>Schnittstellen (APIs<sup>144</sup>)</b>	Produktdaten, Werbemittel, Setzen von Stati von Transaktionen (Leads, Sales)	Produktdaten, Auslesen von Transaktionen (Klick, Sales, Leads) mit ihren Stati, Einlesen von Nachbuchungen, Auslesen der Programme
<b>Kommunikation</b>	Kontakt mit Publishern, Bewerbung der Programme	Kontakt mit Programm-Managern
<b>Tracking</b>	Erhalt der Tracking-Komponente inkl. Beschreibung des Einbaus.	Erhalt der Tracking-Bedingungen

Tabelle 4: Grundfunktionen eines Affiliate-Softwaresystems

Die konkreten Implementierungen unterscheiden sich hinsichtlich ihrer softwaretechnischen Umsetzung und der Integrationstiefe beim Advertiser, es wird in Affiliate-Netzwerke sowie Inhouse-Lösungen unterschieden (Tollert, 2009 S. 26ff):

<sup>144</sup> Application Programming Interfaces

### 2.3.2.1.1 Affiliate- Netzwerke

Affiliate Network Provider (Affiliate-Netzwerke<sup>145</sup>) bündeln als unabhängige Vermittler Advertiser und Publisher auf ihrer Plattform und vernetzen dadurch viele Werbende und Werbetreibende. Sie stellen die notwendige Software zur Verfügung, betreiben diese (i.d.R. als Software as a Service (SaaS)<sup>146</sup>) und übernehmen die Abrechnung zwischen Advertisern und Publishern. Während der Zugang für die Publisher in der Regel gebührenfrei ist, zahlen Advertiser 30%<sup>147</sup> der an die jeweiligen Publisher gewährten Provisionen an den Affiliate Network Provider. In einigen Fällen kommen zusätzliche Setup-, Hosting-, oder Servicekosten hinzu. Advertiser bewerben sich bei den Netzwerken und werden von diesen nur bei Erfüllung von Bekanntheits-, Qualitäts- und Größenkriterien zugelassen<sup>148</sup>.

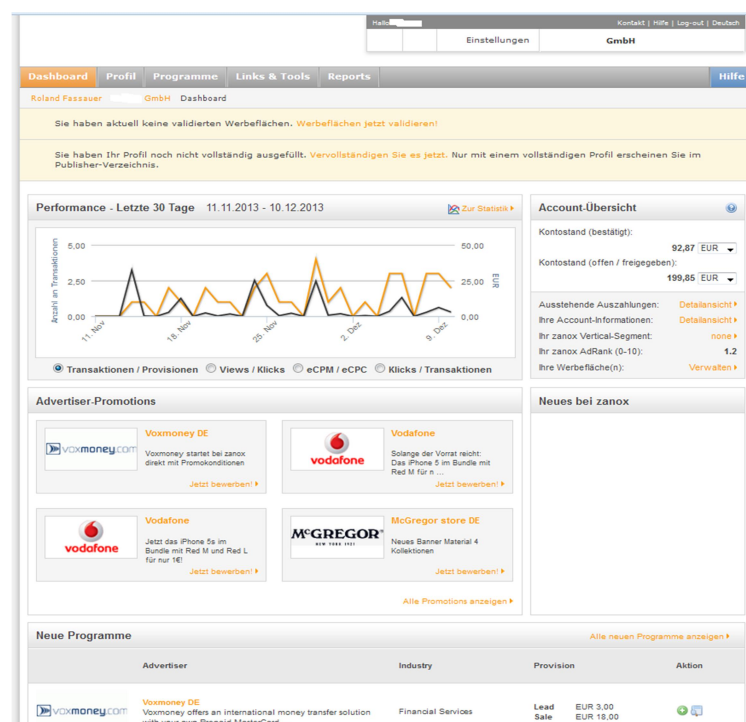


Abbildung 16: Beispiel Publisher-Oberfläche eines Affiliate-Netzwerks (zanox)

<sup>145</sup> In Deutschland aktiv sind z.B. ZanoX, Affilinet, Tradedoubler, Belboon, Retailerweb, Webgains, Commission Junction, Affiliwelt und SuperClix.

<sup>146</sup> Eine mandantenfähige Software, die als Dienstleistung über das Internet zur Verfügung gestellt wird, zu deren Nutzung ein Internet-Browser ausreicht, deren Eigentümer der Anbieter bleibt und für deren Betrieb, Weiterentwicklung und Wartung der Anbieter verantwortlich bleibt. Die Finanzierung kann über periodische Nutzungsentgelte, nutzungsabhängige Abrechnung oder Werbeeinnahmen erfolgen. (Brandt, 2010 S. 99f) Der wesentliche Unterschied zum Application Service Providing (ASP) liegt darin, dass sich bei SaaS alle Mandanten eine Software-Installation teilen, während bei ASP eine Instanz pro Kunde existiert. Vgl. z.B. (Schiller, 2006 S. 103).

<sup>147</sup> (Tradedoubler, 2013) kündigte allerdings im April 2013 eine Senkung auf bis zu 15% an.

<sup>148</sup> Vgl. (Kester, 2006 S. 61).

Affiliate-Netzwerke haben den Vorteil, dass sie über eine Menge an Publishern verfügen. Diese kann ein Advertiser beim Start seines Programmes einbinden, ohne erst mühsam ein eigenes Partnernetzwerk aufbauen zu müssen. Darüber hinaus muss keine eigene Software gekauft oder erstellt sowie betrieben und gewartet werden. Andererseits kann der Advertiser keinen Partnerstamm aufbauen, der exklusiv für ihn arbeitet. Auch vom ihm durch eigene Akquisition geworbene Partner werden Mitglieder des Netzwerkes und stehen allen anderen Advertisern, auch solchen, mit denen ein Wettbewerbsverhältnis besteht, zur Verfügung.<sup>149</sup>

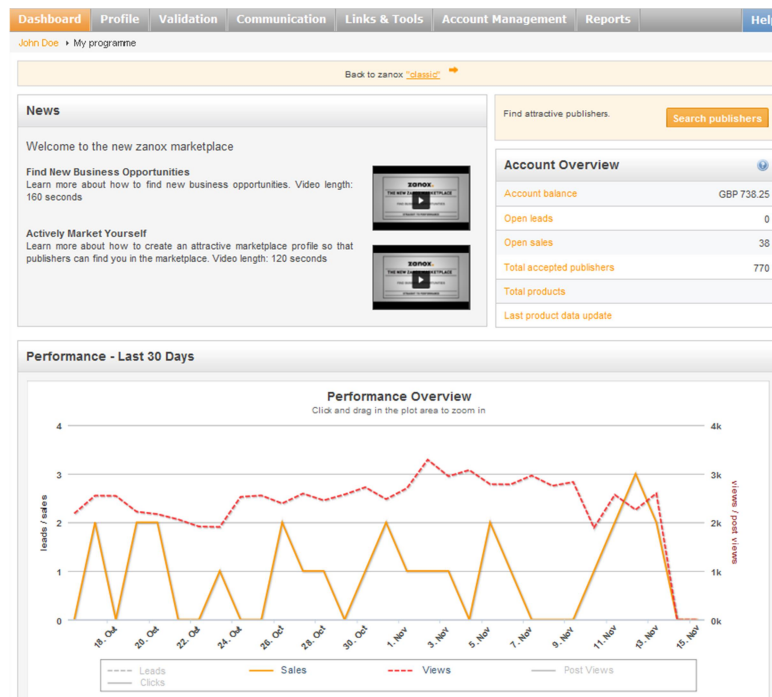


Abbildung 17: Beispiel Advertiser-Oberfläche eines Affiliate Netzwerks (zanox)

#### 2.3.2.1.2 Inhouse-Lösungen

Eine Inhouse-Lösung kann einerseits durch die Eigenentwicklung und Eigenbetrieb einer entsprechenden Software<sup>150</sup>, den Kauf und Anpassung einer fertigen Lösung<sup>151-152</sup> oder der Nutzung einer gehosteten Technologie<sup>153</sup> realisiert werden.<sup>154</sup> Jeder dafür gewonnene Publisher ist ein Partner mit direkter Rechtsbeziehung. Dafür ist die Akquise der Affiliates aufwändig, da diese überzeugt werden müssen, an einem speziellen Programm teilzunehmen. Die Entwicklung einer eigenen Lösung ist

<sup>149</sup> (Tollert, 2009 S. 26f), vgl. (Kester, 2006 S. 62)

<sup>150</sup> Diese Variante nutzen z.B. Amazon und eBay.

<sup>151</sup> Zum Beispiel "Affiliate to Date" von Data Becker (nicht mehr verfügbar) (vgl. (Hundt, 2010)) oder Post Affiliate Pro (Quality Unit, LLC, 2014).

<sup>152</sup> Findet 2013 z.B. für das Apple Affiliate Programm Verwendung .

<sup>153</sup> Zum Beispiel QualityClick (NetSlave GmbH), Post Affiliate Pro (SaaS).

<sup>154</sup> Inhouse-Lösungen betrieben 2013 in Deutschland z.B. auch Groupon und Quelle.



aufwändig und teuer. Selbst beim Kauf einer fertigen Software fallen Kosten für Betrieb und Wartung unabhängig vom Erfolg an. In vielen Fällen sind deshalb SaaS-Lösungen eine rentablere Alternative. Der Vorteil der individuellen Partnerbeziehungen bleibt erhalten, während die aufwändigen technischen Aspekte (Entwicklung, Betrieb, Wartung) ausgelagert werden. Im Jahr 2003 hatten sich nach einer Studie der Christian-Albrechts-Universität Kiel<sup>155</sup> 81% der Advertiser einem Netzwerk angeschlossen. 26% betrieben ein Programm für besondere Partnerbeziehungen inhouse und sind gleichzeitig zur Reichweitensteigerung einem oder mehreren Netzwerken angeschlossen.<sup>156</sup> Publisher können unterschiedliche Geschäftsmodelle verfolgen. Es gibt keine einheitliche Kategorisierung dieser Modelle, sie orientiert sich ohne klare Hierarchie an den Online-Marketing-Disziplinen<sup>157</sup>, dem genutzten Medium, Werbekategoriekategorien, technischen Aspekten oder Interaktionsmechanismen. Eine Auswahl und Gruppierung verwendeter Kategorien unterschiedlicher Affiliate-Netzwerke dokumentiert Tabelle 5.

Kategorie	Unterkategorien
Content Marketing	Vergleichsseiten, Shopping-Verzeichnisse, redaktioneller / Social / Media Content sowie Communities & nutzergenerierter Content, Themenwebseiten
Incentivierte Angebote	Cashback, Loyalty, Discount Codes (Rabatte & Coupons (Gutscheine)) und virtuelle Incentives, Virtual Currency
Suchmaschinen-Marketing	Direktverlinkung oder mit Landing Pages, Social Search, Mobile Search, Domain Parking, Search Engine Advertising, Search Engine Optimization
Display-Marketing	Ad Networks, Media Broker, Sub Networks, direkter Traffic, Social Traffic, Retargeting (Display), Contextual Targeting, Postview, Media Publisher
E-Mail-Marketing	Newsletter, Lead-Generierung per E-Mail, Retargeting (E-Mail), Co-Sponsoring
Mobile-Marketing	Apps, mobile Portale
Sonstiges	Pay-per-Call, Gewinnspiele, Video

Tabelle 5: Kategorien und Unterkategorien von Publisher-Geschäftsmodellen<sup>158</sup>

<sup>155</sup> Vgl. (Albers, et al., 2003 S. 29f).

<sup>156</sup> (Tollert, 2009 S. 27f)

<sup>157</sup> (Lammenett, 2012 S. 25)

<sup>158</sup> Quellen: (Zanox AG, 2011), (Zanox AG, 2013), (Affilinet GmbH, 2013), (Kellermann, 2013), (Commission Junction, 2011)

### 2.3.2.2 Online-Cashback-Systeme

Ein Cashback-Programm (oder Rückvergütungsprogramm) ist ein Loyalty<sup>159</sup>-Programm (Treue-Programm, Bonusprogramm), um treue Kunden zu belohnen und zum erneuten Einkauf zu bewegen.<sup>160</sup>

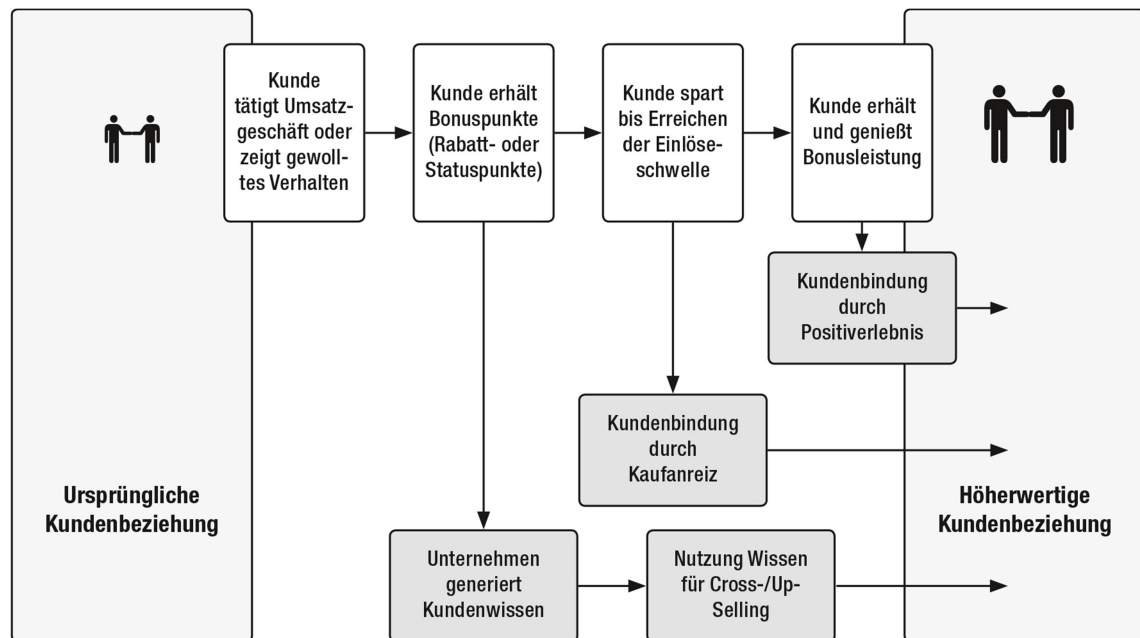


Abbildung 18: die Grundmechanik von Bonusprogrammen (Lauer, 2011 S. 5)

Der Begriff des Bonusprogramms ist in der Literatur nicht eindeutig definiert. Allen Definitionen gemeinsam sind folgende Eigenschaften<sup>161</sup>:

Es werden vom Nutzer Werteinheiten über einen längeren Zeitraum bis zum Erreichen einer vorgegebenen Schwelle akkumuliert. Die Werteinheiten werden als Belohnung für wiederholtes, vom Anbieter gewünschtes Verhalten vergeben. Die dann an den Nutzer vergebene Bonusleistung stellt eine Form des Rabatts dar.<sup>162</sup> Bekannte Bonussysteme sind z.B. Payback<sup>163</sup> und Miles & More<sup>164, 165</sup>

<sup>159</sup> Zu Erklärungsansätzen der Kundenbindung vgl. z.B. (Lafleur, 2009 S. 16ff).

<sup>160</sup> (Collier, 2011 S. 333)

<sup>161</sup> (Musirol, et al., 2009 S. 6), vgl. auch (Gerner, 2007 S. 3).

<sup>162</sup> (Lauer, 2011 S. 71)

<sup>163</sup> <http://www.payback.de>

<sup>164</sup> <http://www.miles-and-more.com>

<sup>165</sup> Vgl. auch (Lauer, 2011 S. 4).

Die Grundmechanik eines Bonusprogrammes wird in Abbildung 18 dargestellt. Das Ziel ist die Beeinflussung des Kundenverhaltens zum wirtschaftlichen Nutzen des Anbieters (z.B. indem ein Produkt gekauft wird).<sup>166</sup>

In der Ausprägung als Cashback-Programm hat ein Bonusprogramm weniger Freiheitsgrade als in seiner allgemeinen Form. So existiert keine virtuelle Währung wie z.B. Meilen, und die Ausschüttung der Bonusleistung erfolgt immer als Geldprämie.<sup>167</sup>

Online-Portale wie Webmiles<sup>168</sup> (Sammlung von virtuellen „Meilen“) in Deutschland oder ebates<sup>169</sup> (Sammlung von Cashback) in den U.S.A., die Boni an Endkunden als Belohnung für gewünschtes Verhalten bei ihren teilnehmenden Partnern ausschütten, sind keine klassischen Bonusprogramme im Sinne der genannten Definition, da es wegen der hohen Anzahl teilnehmender Anbieter an Exklusivität und damit an der Bindung an einen einzelnen Anbieter fehlt.<sup>170</sup> Dies ist jedoch für die Nutzer von Vorteil, da durch die größere Zahl an Anbietern besser ausgewählt werden kann und durch die größere Abdeckung des „Share of Wallet“ mehr Guthaben angespart werden kann.<sup>171</sup>

Bei einigen anderen Anbietern in der Ausprägung als Cashback-Portal (z.B. qipu<sup>172</sup>) fehlt es darüber hinaus zusätzlich an der Bedingung einer zu erreichenden vorgegebenen Akkumulationsschwelle vor Ausschüttung der Bonusleistung.

Bei Cashback-Portalen im Internet (Online-Cashback-Systeme) erhalten angemeldete Nutzer eine Rückvergütung für ihre Einkäufe bei den teilnehmenden Anbietern in Form von Bargeld. Eine Bindung der Kunden an die teilnehmenden Anbieter erfolgt dabei nur insofern, dass gegenüber nicht teilnehmenden Anbietern ein Kundenvorteil besteht. Untersuchungen zum Erfolg von Cashback bei Suchmaschinen finden sich in (Chen, et al., 2008 S. 556ff; Agrawal, et al., 2011 S. 395ff).

Die verschiedenen Online-Cashback-Portale unterscheiden sich<sup>173</sup> hinsichtlich der Auszahlungsquote (Anteil der Provision, der ausgeschüttet wird), dem Umgang mit variablen (Anteil in % vom Umsatz) und festen Provisionen (z.B. für Anmeldungen, Vertragsabschlüsse) der Guthabengültigkeit (wie lange wird ein Cashback-Betrag beim Anbieter vorgehalten, bis er an den Nutzer, i.d.R. durch Überweisung, ausgezahlt worden sein muss), eventuell erhobenen Nutzungsgebühren, der Form der Gebührenerhebung, der Anzahl der Shop-Partner und der Dauer bis zur Auszahlung (z.B. bestimmt durch einen Mindestbetrag). Darüber hinaus gibt es Unterschiede beim Vermarktungskonzept (z.B. Einladungsprovisionen für die Werbung neuer Nutzer) und der Technik (z.B. Angebot von Plug-Ins für Browser zur automatischen/halb-automatischen Erfassung des Cashbacks bei Shop-Partnern). Einige Anbieter verfügen

---

<sup>166</sup> (Lauer, 2011 S. 5f)

<sup>167</sup> Vgl. (Lauer, 2011 S. 5f).

<sup>168</sup> <http://www.webmiles.de>

<sup>169</sup> <http://www.ebates.com>

<sup>170</sup> Vgl. auch (Lauer, 2011 S. 15).

<sup>171</sup> (Lauer, 2011 S. 15)

<sup>172</sup> <http://www.qipu.de>

<sup>173</sup> Vgl. z.B. <http://www.provisionstabelle.de>.

zusätzlich über Kunden- oder Kreditkarten, womit auch offline Cashback gesammelt werden kann.<sup>174</sup>

Online-Cashback-Systeme sind ein Geschäftsmodell von Publishern im Affiliate Marketing, (vgl. Abschnitt 2.3.2.1) Dabei wird ein Teil der von den Advertisern ausgeschütteten Provision an die angemeldeten Nutzer ausgeschüttet (siehe Abbildung 19).



Abbildung 19: Funktionsweise des Cashback-Publisher Geschäftsmodells

Das Screenshot zeigt das Andasa Nutzer-Kontoauszug. Oben ist das Andasa Logo und die Navigation zu verschiedenen Funktionen wie 'Mein Andasa', 'Alle Shops', 'Produktsuche' usw. zu sehen. Ein Suchfeld mit der Aufschrift 'Schnellsuche: Shopname' ist ebenfalls vorhanden. Darunter befindet sich eine Tabelle mit den Überschriften 'Meine Einkäufe', 'Meine Shops', 'Auszahlungen', 'Weitersagen', 'Meine Daten' und 'So funktioniert's'. Die Tabelle enthält eine Liste von Einkäufen mit Datum, Shop, Typ, Bonus, Status und Betrag. Rechts neben der Tabelle sind verschiedene Cashback-Angebote von Partnern wie Europcar, Topman, Christ, Nuance, Sportscheck und Depot dargestellt. Jedes Angebot zeigt den Cashback-Betrag und die Bedingungen für die Nutzung.

Datum	Shop	Typ	Bonus	Status	Betrag
22.05.2013	United-domains	Bonus	2,25 €	✓	k.A.*
22.05.2013	United-domains	Bonus	2,25 €	✓	k.A.*
21.05.2013	United-domains	Bonus	2,25 €	✓	k.A.*
21.05.2013	United-domains	Bonus	2,25 €	✓	k.A.*
13.05.2013	MasterCard Cashback 04/2013	0,5%	1,76 €	✓	k.A.*
07.05.2013	Cashback Gutschein Mai	Gutschein	0,79 €	✗	k.A.*
03.05.2013	Logitech	2%	1,60 €	✓	79,99 €
16.04.2013	TreueCashback April 2013	Gutschein	1,05 €	✓	k.A.*
13.04.2013	MasterCard Cashback 03/2013	0,5%	3,97 €	✓	k.A.*
08.04.2013	Cashback Gutschein	Gutschein	6,00 €	✗	k.A.*

Gesamt-Bonus: 66,35 €

Es kann einige Tage dauern, bis deine Einkäufe hier angezeigt werden. \*k.A. = keine Angaben vom Partnership

Buttons: Guthaben auszahlen!

Partnershop-Angebote:

- Europcar:** 100 Tage 5% Cashback
- Topman:** 15,26 € Cashback bei einem Bestellwert von 218 € bis 15.12.2013 + 10% Gutschein Code: ANDASA10
- Christ:** 6,45 € Cashback bis 15.12.2013 bei einem Bestellwert von 129 €
- Nuance:** 20% Cashback
- Sportscheck:** 5% Cashback
- Depot:** 5% Cashback nur am 15.12.2013

Abbildung 20: Beispiel Nutzer-Kontoauszug (Andasa GmbH, 2013a)

<sup>174</sup> Vgl. z.B. (Andasa GmbH, 2013a).

Der Publisher betreibt zur Realisierung des Cashback-Programms ein Cashback-System im Internet. Dessen Grundfunktionen lehnen sich an die Funktionsbestandteile klassischer Bonusprogramme<sup>175</sup> an: Werbung neuer Nutzer, Anmeldung, Übersicht Kontostand / Kontoauszug, Einlösung der Prämie (Angabe der Kontoverbindung, Einlösung erfolgt i.d.R. durch Gutschrift auf Girokonto), Kundenservice und Kommunikation von Aktionen/Angeboten. Dazu kommen mit Anbietersuche und Anbieterübersicht zwei weitere Aspekte, die aus dem Konzept der vielfältigen Zahl an Anbietern resultieren. Für ein Beispiel eines Kontoauszugs in einem Online-Cashback-System siehe Abbildung 20.

Darüber hinaus ist ein Administrationsbereich zur Verwaltung von Anbietern, Aktionen, Nutzerkommunikation und Reporting erforderlich.

Im Gegensatz zu Affiliate-Netzwerken, die B2B-orientiert arbeiten, haben Online-Cashback-Systeme einen Endkundenfokus (B2C). Sie bündeln, im Unterschied zu klassischen Bonusprogrammen, gleichzeitig Geschäftsbeziehungen mit zahlreichen Advertisern auf der einen und vielen Endkunden auf der andern Seite.

Derartige Systeme verfügen geschäftsmodellbedingt über Daten zum Konsumentenverhalten<sup>176</sup>: Um den Nutzern umsatzabhängige Boni oder Barausschüttungen zukommen lassen zu können, müssen der Nutzer sowie seine Transaktionen in den verschiedenen Partner-Shops des Bonusprogramms bekannt sein.

Sie sind auch - im Gegensatz zu Affiliate-Netzwerken, Internet-Suchmaschinen oder Targeting-Anbietern<sup>177</sup> - von den Endkunden bei ihrer Anmeldung am System ausdrücklich zur Nutzung der anfallenden Daten zwecks Abwicklung der Cashback-Erstattung und Unterbreitung von Angeboten autorisiert worden.

Ein Online-Cashback-System verfügt demzufolge über Shop-übergreifende Daten zum Kundenverhalten und kann diese zur Erzeugung personalisierter Angebote nutzen.

### **2.3.2.3 E-Mail-Marketing<sup>178</sup>**

E-Mail zählt zu den meistgenutzten<sup>179</sup> Medien im Internet und wird als bedeutsamster Kommunikationskanal des Online Marketings betrachtet<sup>180</sup>. Es ist ein effektives<sup>181</sup>,

---

<sup>175</sup> Vgl. (Lauer, 2011 S. 7f).

<sup>176</sup> Vgl. auch (Schmit, et al., 2013 S. 52).

<sup>177</sup> Auf dem vergangenen Surfverhalten der Nutzer basierende Auslieferung von Digitaler Werbung. (Bundesverband Digitale Wirtschaft (BVDW) e.V., 2009) Zielgruppen- bzw. usergenaue Auslieferung von personalisierter Online-Werbung auf Basis gespeicherter Surf-, Such- oder Kaufprofile (Vgl. (Simovic, 2013 S. 51), (Kopp, 2013 S. 59ff).

<sup>178</sup> Dieser Abschnitt basiert in wesentlichen Teilen auf (Hampel, 2011).

<sup>179</sup> Im Jahr 2010 wurden laut (Pingdom AB, 2011) über 95.000.000.000.000 E-Mails weltweit versandt (ohne unerwünschte E-Mails (SPAM)).

<sup>180</sup> Vgl. (Sweeney, et al., 2006 S. 5f; Nicola, et al., 2012 S. 14; De Pelsmacker, et al., 2007 S. 507), (Bonfrer, et al., 2009 S. 251f), (Waring, et al., 2002 S. 53f), (Meffert, et al., 2008 S. 665), (Kotler, et al., 2010 S. 540), (Ansari, et al., 2003 S. 133), (Hardigree, 2001 S. 27).

<sup>181</sup> (BVH und Trusted Shops, 2013)

schnelles und preiswertes Marketing-Werkzeug<sup>182</sup> und wird deshalb vielfältig, insbesondere auch für die Business-to-Consumer (B2C) -Kommunikation eingesetzt<sup>183</sup>. (Hampel, 2011 S. 1)

Nach der ZDF Online Studie 2012 nutzten 79% der 53,4 Millionen Deutschen, die Zugang zum Internet haben, E-Mails mindestens einmal wöchentlich,<sup>184</sup> bereits 2008 prüften 53% aller Nutzer mit privater E-Mail-Adresse täglich ihr Postfach<sup>185</sup>. Im Jahr 2013 nutzten 86,8% aller Nutzer das Internet innerhalb der letzten drei Monate zum Senden und Empfangen von E-Mails. Damit legt E-Mail an der Spitze aller Internet-Nutzungen.<sup>186</sup>

Es gibt in der Literatur zahlreiche, z.T. sehr allgemeine Definitionsansätze des Begriffs E-Mail-Marketing<sup>187</sup>. Unter Berücksichtigung des geplanten Untersuchungsdesigns (vgl. Abschnitt 3.3) erscheint die Definition von (Hampel, 2011 S. 16) geeignet:

E-Mail-Marketing umfasst die Gesamtheit aller erlaubnisbasierten Kommunikationsaktivitäten eines Unternehmens, welche über das Medium E-Mail mit der Zielsetzung einer Beeinflussung des Konsumentenverhaltens der Empfänger erfolgt.

In der Literatur unterscheidet man die unterschiedliche Formen des E-Mail-Marketings, die sich nach Art der Erzeugung in speziell für eine Aussendung (redaktionell) entwickelte, nutzergenerierte, automatisch erzeugte oder wiederverwendete Inhalte untergliedern lassen (Tabelle 6):

<b>Newsletter (redaktionell)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- ... sind regelmäßig, oft in periodischen Abständen (täglich, wöchentlich, monatlich,...) versandte E-Mails. (Lammenet, 2007 S. 51)</li> <li>- deren Empfänger sich selbst explizit dafür angemeldet haben (sind daran interessiert)<sup>188</sup></li> <li>- Der Empfängerkreis wird nur durch An- bzw. Abmeldungen verändert und bleibt im Zeitverlauf relativ konstant.<sup>189</sup></li> <li>- kann redaktionelle Inhalte, Produktinformationen und Werbeangebote beinhalten<sup>190</sup></li> <li>- dienen der Kundenbindung, der Informationsvermittlung, Image-Stärkung und</li> </ul>

<sup>182</sup> Vgl. (Nicola, et al., 2012 S. 14; Baggott, 2007 S. 21).

<sup>183</sup> Vgl. (Melville, et al., 2006 S. 143), (Martin, et al., 2003 S. 293f), (Rizzi, 2001 S. 56), (DuFrene, et al., 2005 S. 65, 75), (Phillip, et al., 2004), (Chittenden, et al., 2003 S. 203), (Pavlov, et al., 2008 S. 1191).

<sup>184</sup> (von Eimeren, et al., 2012 S. 369)

<sup>185</sup> (BITKOM, 2008)

<sup>186</sup> (OVK, 2013 S. 15)

<sup>187</sup> (Hampel, 2011 S. 14f), vgl. (Strauss, et al., 2009 S. 325), (Reinhard, 2004 S. 55), (Lindo, 2008 S. 17), (Brown, 2007 S. 35), (De Pelsmacker, et al., 2007 S. 507), (Wirtz, 2009 S. 180), (Ploss, 2002 S. 24), (Bruns, 2007 S. 267), (Holland, 2009 S. 71), (Brondmo, 2001 S. 5), (Chaffey, et al., 2009 S. 504)

<sup>188</sup> Vgl. (Bruhn, 2009 S. 460), (Schwarz, 2008b S. 457).

<sup>189</sup> Vgl. (Reinhard, 2004 S. 13), (Roberts, et al., 2000 S. 194).

<sup>190</sup> Vgl. (Bruns, 2007 S. 269), (Dannenberg, 2002 S. 224), (Kollmann, 2007 S. 184), (Kinnard, 2002 S. 4), (Stone, et al., 2008 S. 381).

<p>der Generierung von Käufen.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Eine Personalisierung kann neben namentlicher Ansprache z.B. durch Anpassung der Gestaltung und der Produktangebote erfolgen.<sup>191</sup></li> <li>- Newsletter werden oft als elektronisches Äquivalent einer Kundenzeitung betrachtet.<sup>192</sup></li> <li>- Können Links auf speziell dafür angepasste Webseiten (Landing Pages<sup>193</sup>) beinhalten.</li> <li>- Der Aufbau und die Pflege dieser Webseiten, die Ermöglichung des An- und Abmeldens, die Werbung von Abonnements, die Auswahl, Aufbereitung und Verarbeitung der Inhalte sowie die Überwachung der Daten und des Versandes und die unter Umständen hohe Frequenz dieser Aufgaben machen Newsletter zur aufwändigsten Form des E-Mail-Marketings.<sup>194</sup></li> </ul>
<b>Newsletter-Sponsorship (redaktionell)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Platzierung von Werbebotschaften in firmenfremden Newslettern<sup>195</sup></li> <li>- auch als Third Party Newsletter bezeichnet<sup>196</sup></li> <li>- Präsentation von Produkten sowie Links auf Landing Pages des werbenden Unternehmens<sup>197</sup></li> <li>- keine unternehmenseigenen Adressbestände u. keine Infrastruktur erforderlich<sup>198</sup></li> <li>- Auswahlkriterien: Zielgruppe, Anzahl konkurrierender Anzeigen u. deren Anordnung, Qualität und Größe des Adressbestandes<sup>199</sup></li> </ul>
<b>E-Mailing (redaktionell)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- elektronische Variante des klassischen (offline) Mailing<sup>200</sup></li> <li>- nicht periodisch, sondern zu bestimmten Anlässen versandt (z.B. Messe-Auftritt)</li> <li>- primär informativ und aktionsbezogen, dient neben Kontaktintensivierung dem Setzen von Kaufanreizen<sup>201</sup></li> </ul>
<b>Stand-Alone-Mail<sup>202</sup> (redaktionell)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Sonderfall des E-Mailings</li> <li>- ausschließlich Aussendung an Adressbestände Dritter</li> </ul>

<sup>191</sup> Vgl. (Stone, et al., 2008 S. 381), (Schmitt, 2007 S. 104).

<sup>192</sup> Vgl. (Striegel, 2003 S. 168), (Schmitt, 2007 S. 11), (Schwarz, 2008b S. 457).

<sup>193</sup> Vgl. (Aschoff, 2005 S. 79ff), (Büttner, 2007 S. 15), (Martin, et al., 2003 S. 293).

<sup>194</sup> Vgl. (Reinhard, 2004 S. 13), (Aschoff, 2005 S. 11), (Förster, et al., 2006 S. 180).

<sup>195</sup> Vgl. (Lammenet, 2007 S. 51).

<sup>196</sup> Vgl. (Chaffey, et al., 2009 S. 548).

<sup>197</sup> Vgl. (Holland, 2009 S. 78).

<sup>198</sup> Vgl. (Reinhard, 2004 S. 12f).

<sup>199</sup> Vgl. (Förster, et al., 2006 S. 182f), (Stolpmann, 2001 S. 191).

<sup>200</sup> Vgl. (Seeborn, 2010 S. 51).

<sup>201</sup> Vgl. (Aschoff, 2009 S. 32), (Eugster, 2007 S. 51), (Dannenberg, 2002 S. 226f), (Reinhard, 2004 S. 12f).

<sup>202</sup> Vgl. (Schmitt, 2007 S. 12), (Schwarz, 2005 S. 23), (Büttner, 2007 S. 15).

<ul style="list-style-type: none"> <li>- Empfänger ohne Beziehung zum werbenden Unternehmen, aber Einwilligung zum Erhalt von Werbebotschaften an Versender erteilt</li> <li>- auch: „cold E-Mails“<sup>203</sup></li> </ul>
<b>E-Mailing (automatisch)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- ereignisgesteuert durch bestimmte Gegebenheiten, z.B. Klick auf Links, oder regelgesteuerte E-Mailings, datengetrieben, z.B. Glückwunschmail zum Geburtstag eines Kunden<sup>204</sup></li> </ul>
<b>E-Mail-Responder<sup>205</sup> (automatisch)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- automatisches Erzeugen und Versenden von aktiv angeforderten Informationen via E-Mail</li> <li>- Anforderung über Kontaktformular oder Sendung einer E-Mail mit spezifischer Betreffzeile und/oder spezifischer Empfängeradresse</li> <li>- Vorteile: schnelle Bearbeitung, niedrige Kosten (kein dauerhafter Personalbedarf)</li> </ul>
<b>E-Katalog<sup>206</sup> (Wiederverwendung)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- ausschließliche Darbietung von Produktangeboten</li> <li>- Ziel: Generierung von Kaufanreizen</li> <li>- Kostenersparnis durch Versand anstatt von Print-Katalogen, ein weiterer Vorteil ist die Aktualisierbarkeit</li> <li>- entweder im Newsletter oder als Anhang</li> </ul>
<b>E-Zine<sup>207</sup> (Wiederverwendung, redaktionell)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- via E-Mail versendete elektronische (Zusatz-)Version einer Zeitschrift oder eines Magazins</li> <li>- enthält redaktionellen Inhalt und Werbeanzeigen</li> </ul>
<b>Transactional E-Mails<sup>208</sup> (automatisch)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- automatisch via E-Mail versandte Bestätigungsnachrichten, im allgemeinen während oder nach einer durch einen Kunden über eine Webseite durchgeführten Transaktion (z.B. Bestellbestätigung)</li> <li>- informieren den Kunden über den Status seiner Bestellung</li> <li>- zeichnen sich durch hohe Öffnungsraten aus</li> </ul>
<b>Info-Mailings<sup>209</sup> (automatisch)</b>

---

<sup>203</sup> (Chaffey, et al., 2009 S. 547)

<sup>204</sup> Vgl. (Aschoff, 2005 S. 10f).

<sup>205</sup> Vgl. (Stolpmann, 2001 S. 184f), (Matejcek, 2002 S. 161), (Brown, 2007 S. 123), (Förster, et al., 2006 S. 184), (Dannenberg, 2002 S. 227), (Warschburger, et al., 2001 S. 243).

<sup>206</sup> Vgl. (Lindo, 2008 S. 22), (Kollmann, 2007 S. 184).

<sup>207</sup> Vgl. (Kneidl, 2001 S. 17f), (Seebohn, 2010 S. 65), (Schwarz, 2012 S. 173).

<sup>208</sup> Vgl. (Nicola, et al., 2012 S. 15f), (Diennea MagNews, 2009), (Ghislandi, 2008 S. 3ff).

<sup>209</sup> Vgl. (Holland, 2009 S. 79), (Stolpmann, 2001 S. 194ff).

---



- Zusendung von Zusatzinformationen im After-Sales-Prozess
<b>Communities<sup>210</sup> (Nutzer-generiert)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Online Plattformen, Foren oder Netzwerke</li> <li>- Kommunikation zwischen den Mitgliedern per E-Mail zum Erfahrungs-, Informations- und Meinungsaustausch</li> </ul>

Tabelle 6: Formen des E-Mail-Marketings, nach (Hampel, 2011 S. 16ff)

#### 2.3.2.3.1 Vor- und Nachteile des E-Mail-Marketings

Die Nutzung von E-Mail-Marketing-Maßnahmen bringt die zahlreichen Vorteile von Online-Marketing-Instrumenten gegenüber klassischen Medien (siehe S. 21ff) mit sich. Es besitzt aber auch einige für das Werkzeug spezifische Vor- und Nachteile. Beides wird in Tabelle 7 dargestellt.

Auf die spezifischen Eigenschaften des Mediums E-Mail soll im Folgenden eingegangen werden.

Die zunehmende Verbreitung (insbesondere mobiler) Empfangsgeräte verstärkt die Erreichbarkeit von Empfängern durch E-Mail-Marketing. Diese können heute fast an jedem Ort der Welt und zu jedem Zeitpunkt angesprochen werden.<sup>211</sup>

Die feste, digitale Form einer E-Mail erlaubt die unbegrenzte unveränderte Weiterleitung ohne Qualitätsverlust und Aufwand<sup>212</sup>. Durch freiwillige Weiterleitung (aktive Viralität)<sup>213</sup> kann sich deshalb der Kreis der Empfänger über den ursprünglich adressierten Adressbestand hinaus vergrößern.

E-Mail wird im Online Marketing vorwiegend als Push-Medium<sup>214</sup> betrachtet<sup>215</sup>. Bei Push-Medien geht die Aussendung der Marketing-Botschaft von einem Sender aus, die Information und der Informationsfluss unterliegen seiner Kontrolle<sup>216</sup>. Im Gegensatz dazu stellen andere Online-Marketing-Maßnahmen vorwiegend Pull-Medien dar (Der Nutzer muss sich aktiv dafür entscheiden<sup>217</sup> – z.B. im Falle von Webseiten, Suchmaschinen, Social Networks,...). Das E-Mail-Marketing ermöglicht dem Sender, auch Menschen zu erreichen, die sich eben gerade nicht auf einem von ihm kontrollierten Marketing-Element befinden. Der Aussender kann darüber hinaus (im Rahmen des ihm zur Verfügung stehenden Adressbestandes) auch festlegen, wie viele Empfänger welche Nachricht zu welchem Zeitpunkt erhalten sollen (Vorbehaltlich der nachfolgend genannten Probleme bzgl. Zustellbarkeit, Darstellung etc.).

<sup>210</sup> Vgl. Ebenda.

<sup>211</sup> Vgl. (Hanekop, et al., 2006 S. 124), (Thielke, 2009 S. 13), (von Lieven, 2009).

<sup>212</sup> Vgl. (Hampel, 2011 S. 23), (Lihotzky, 2003), (Rössler, et al., 2001 S. 148f).

<sup>213</sup> Vgl. (Langer, 2005 S. 28f).

<sup>214</sup> Push-Medien werden auch als heiße (hot), pull als kalte/kühle (cool) Medien bezeichnet (McLuhan, 1992 S. 44ff).

<sup>215</sup> Vgl. (Ploss, 2002 S. 51f), (Warschburger, et al., 2001 S. 242), (Chaffey, 2007a S. 360), (Chaffey, 2007), (McGovern, et al., 2002 S. 92).

<sup>216</sup> Vgl. (Dittmar, 2010 S. 39).

<sup>217</sup> Vgl. (Dittmar, 2010 S. 39).

An anderen Stellen wird E-Mail aufgrund der vorher zu erfolgenden Einwilligung durch den Empfänger den Pull-Medien zugeordnet.<sup>218</sup> Dieser Auslegung wird aus vorgenannten Gründen in dieser Arbeit nicht gefolgt.

<b>Vorteile (allgemein)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Kostenvorteile / hoher Return on Investment (ROI)</li> <li>- Dialog- und Interaktionsmöglichkeiten</li> <li>- vielfältige Zielkompatibilität</li> <li>- vielfältige formale Gestaltungsoptionen</li> <li>- hohe Akzeptanz und digitale Form</li> <li>- Schnelligkeit / Flexibilität / Aktualität</li> <li>- hohe und schnelle Response-Raten</li> <li>- einfache und schnelle Response-Messbarkeit</li> <li>- (einfache) Personalisier- und Segmentierbarkeit</li> <li>- unabhängig von Ort u. Zeit</li> </ul>
<b>Vorteile (spezifisch)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Erreichbarkeit</li> <li>- weiterleitbar</li> <li>- Push-Medium</li> </ul>
<b>Nachteile (spezifisch)</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Asynchronität</li> <li>- unerwünschte Mail / SPAM<sup>219</sup> / Spamfilter<sup>220</sup></li> <li>- Zustellbarkeit / Darstellbarkeit</li> <li>- Aufwand zum Aufbau des Adressbestandes</li> <li>- Überflutung<sup>221</sup></li> </ul>

Tabelle 7: Übersicht Vor- und Nachteile des E-Mail-Marketings, eigene Darstellung in Erweiterung von (Hampel, 2011 S. 19ff)<sup>222</sup>

Im Vergleich zu vielen anderen Marketing-Instrumenten unterscheidet sich das E-Mail-Marketing dadurch, dass nicht vorhersehbar ist, wann ein Empfänger diese liest. Sie bleibt solange unverändert in seinem Postfach, bis dieser Moment eintritt. Die möglichen Ursachen dafür sind vielfältig: generell unterschiedliches Nutzerverhalten,

<sup>218</sup> (Hampel, 2011 S. 26), vgl. (Bauer, et al., 2004 S. 219)

<sup>219</sup> Ursprünglich eine Bezeichnung für ein engl. Dosenfleisch (Spiced Pork and Ham), in einem Monty-Python-Sketch, steht heute für den "automatischen Versand von elektronischen Nachrichten an eine Vielzahl von Empfängern ohne deren Einwilligung" (Eugster, 2007 S. 87), analog (Schwarz, 2008 S. 423). auch: Junk-Email (Schmitt, 2007 S. 13; Rodgers, et al., 2007 S. 260) bei (Hampel, 2011 S. 24).

<sup>220</sup> Vgl. (Schwarz, 2005 S. 166f), (Goodman, et al., 2007 S. 25ff), (Plice, et al., 2009 S. 129f), (Bruns, 2007 S. 101) bei (Hampel, 2011 S. 25).

<sup>221</sup> (McGovern, et al., 2002 S. 92), (absatzwirtschaft.de, 2012)

<sup>222</sup> Für eine ausführlichere Darstellung insbesondere der generellen Vorteile des E-Mail-Marketings siehe (Hampel, 2011 S. 19ff).

Nutzung mehrerer E-Mail-Postfächer (z.B. sekundäre, seltener abgefragte, Zweit- oder Dritt-Postfächer)<sup>223</sup>, sich ändernde äußere Umstände (z.B. SPAM-Filter) Das muss bei der Gestaltung der Inhalte berücksichtigt werden, z.B. bei der Konzeption, wie schnell diese „veralten“.

Die massenhafte Zusendung<sup>224</sup> unerwünschter E-Mails ohne Einwilligung (SPAM) hat zum Einsatz von technischen Abwehrmaßnahmen geführt: auf Empfänger-Seite in Form von SPAM-Filtern<sup>225</sup> und auf Provider-Seite als Black-Lists<sup>226</sup>. Damit besteht für Werbetreibende die Gefahr, als Spammer eingeordnet zu werden und die Empfänger nicht zu erreichen<sup>227</sup>.

Die Nachteile bzgl. SPAM, Spamfilter, Zustellbarkeit und Darstellbarkeit müssen bei der Konzeption des Systems zur Umsetzung der Experimente und deren Aus- und Bewertung berücksichtigt werden. Sie lassen sich durch ein optimiertes Design der Versandkomponente minimieren, aber nicht vollständig beseitigen:

Neben der ohnehin erforderlichen Zustimmung des Empfängers durch „Opt-In“-Verfahren (vgl. 2.3.2.3.3) kann durch technische Maßnahmen wie z.B. Domain Keys Identified Mail (DKIM<sup>228</sup>) und Sender Policy Framework (SPF<sup>229</sup>) einigen der aufgeführten Probleme in begrenztem Maße entgegengewirkt werden.

#### 2.3.2.3.2 Struktur und Form von E-Mails

Die grundlegende Struktur von E-Mails ist in Abbildung 21 skizziert. E-Mails bestehen grundsätzlich aus einem Header und einem Body. Darüber hinaus kann es optional Anhänge (Attachments) geben und der Body kann einen Footer (Signatur) beinhalten.<sup>230</sup> Der Mail-Header enthält neben für den Empfänger sichtbaren (Datum, Absender, Empfänger, Betreffzeile) weitere technische Bestandteile, wie Routing-Informationen und die MessageID.<sup>231</sup>

---

<sup>223</sup> Vgl. (Siever, et al., 2005 S. 85), (Statista, 2010).

<sup>224</sup> Nach Schätzungen über die Hälfte des globalen Email-Verkehrs (Schmitt, 2007 S. 13).

<sup>225</sup> Vgl. (Schwarz, 2005 S. 166f), (Goodman, et al., 2007 S. 25ff), (Plice, et al., 2009 S. 129f), (Bruns, 2007 S. 101).

<sup>226</sup> Automatische Nichtzustellung von E-Mails bestimmter Absender (Büttner, 2007 S. 157), (Leitzmann, 2002 S. 382).

<sup>227</sup> (Hampel, 2011 S. 24f), vgl. (Kotler, et al., 2010 S. 540), (Sinn, 2008 S. 435), (Hughes, 2005 S. 208), (Roberts, et al., 2000 S. 2001), (Meffert, et al., 2008 S. 665), (Pavlov, et al., 2008 S. 1191), (Morimoto, et al., 2009 S. 63f)

<sup>228</sup> <http://www.dkim.org>

<sup>229</sup> <http://www.openspf.org>

<sup>230</sup> Vgl. (Beck, 2006 S. 81).

<sup>231</sup> (Hampel, 2011 S. 32), vgl. (Welker, et al., 2005 S. 128)

---

Die Gestaltung des Absenders und der Betreffzeile hat große Bedeutung für die Öffnung einer E-Mail.<sup>232</sup> Der Absender sollte gleichbleibend angegeben werden und den Firmennamen beinhalten, um Vertrauen zu vermitteln. Es können auch Real-Namen von Mitarbeitern verwendet werden, um eine persönliche Betreuung zu darzustellen.<sup>233</sup> Durch die Betreffzeile soll vorwiegend Aufmerksamkeit erregt und Interesse zum Lesen geweckt werden.<sup>234</sup> Dazu wird häufig eine Personalisierung durch namentliche Ansprache oder individuelle Inhalte zurückgegriffen.<sup>235</sup>

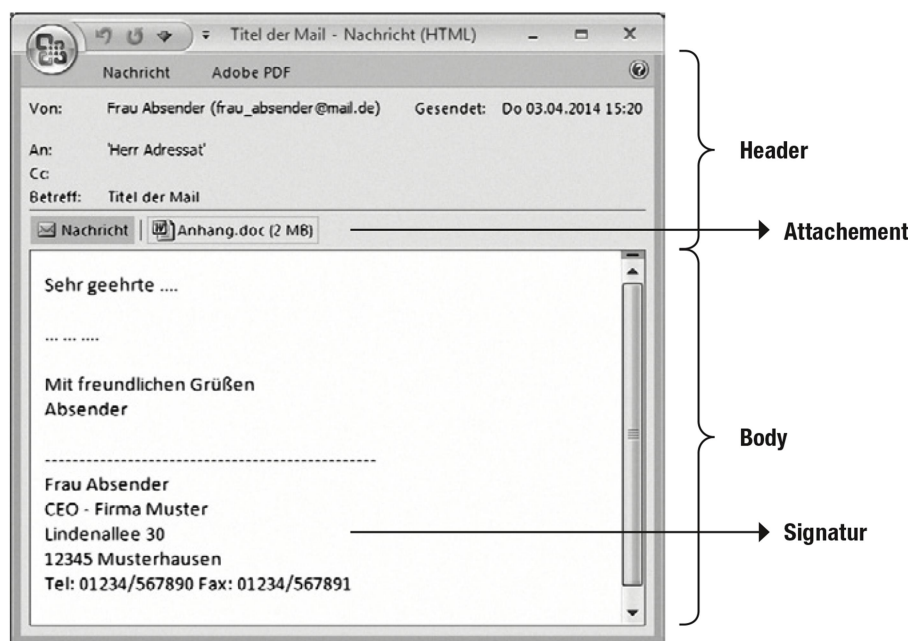


Abbildung 21: Struktur einer E-Mail (Beck, 2006 S. 82)

Die gewählte Form für die zu versendenden E-Mails hat großen Einfluss auf die Möglichkeiten zur Gestaltung des Bodys.<sup>236</sup> Tabelle 8 stellt die verbreitetsten Formate mit ihren Eigenschaften dar.

In der Literatur werden des weiteren verschiedene „ideale“ Gestaltungsformen des Bodys beschrieben<sup>237</sup> auf die hier wegen mangelnder Relevanz für diese Arbeit nicht eingegangen werden kann. Für eine Darstellung vgl. z.B. (Hampel, 2011 S. 33f).

<sup>232</sup> Vgl. (Rettie, et al., 2002 S. 4ff), (Baggott, 2007 S. 285), (Jenkins, 2009 S. 104), (Schmitt, 2007 S. 90ff), (MacPherson, 2001 S. 91ff).

<sup>233</sup> Vgl. (Aschoff, 2005 S. 54ff), (Schwarz, 2003 S. 46).

<sup>234</sup> Vgl. (Roberts, et al., 2000 S. 40).

<sup>235</sup> (Hampel, 2011 S. 32), vgl. (Büttner, 2007 S. 230), (Sinn, 2008 S. 435), (Krause, 2000 S. 338)

<sup>236</sup> Vgl. (Hampel, 2011 S. 29ff).

<sup>237</sup> Vgl. (Lammenet, 2007 S. 69), (Schwarz, 2005 S. 51).

<b>Text</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- einfachste Möglichkeit</li> <li>- Reines Textformat (auch: Plain Text, ASCII-Format)<sup>238</sup></li> <li>- fortlaufender Text ohne Schriftschnitte, Unterlegungen, Farben, unterschiedlichen Schriftarten oder Bildern<sup>239</sup></li> <li>- Nachteile: erregt geringere Aufmerksamkeit, eingeschränktes Tracking; Vorteile: niedrige Kosten, geringes Datenvolumen, problemlose Darstellbarkeit<sup>240</sup></li> </ul>
<b>HTML</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Hyper Text Markup Language</li> <li>- überwindet begrenztes Darstellungsvermögen des Text-Formats<sup>241</sup></li> <li>- Nachteile: höhere Kosten, mehr Datenvolumen, mögliche Darstellungsprobleme; Vorteile: erregt mehr Aufmerksamkeit<sup>242</sup></li> <li>- Lösung Multi-part-Format: Kombination von Text- und HTML-E-Mails: das Empfangsgerät entscheidet, was dargestellt wird<sup>243</sup></li> </ul>
<b>PDF</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- eigentlicher Inhalt als Anhang im Portable Document Format (PDF)<sup>244</sup></li> <li>- Nachteile: Mehraufwand beim Öffnen, separate Lesesoftware (Reader) erforderlich, häufig durch Anti-Viren-Programme als SPAM klassifiziert</li> <li>- Vorteile: einfache Druckbarkeit<sup>245</sup></li> </ul>
<b>Rich-Media</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Einbettung multimedialer Inhalte<sup>246</sup></li> <li>- Vektor-Grafiken, Streaming Content, DHTML, Java-Code, Adobe Flash<sup>247</sup></li> <li>- Nachteile: nicht auf allen Geräten verfügbar, Darstellungsprobleme, längere Ladezeiten, mehr Aufwand bei der Entwicklung</li> <li>- Vorteile: komplexe Inhalte besser darstellbar, erhöhte Aufmerksamkeit<sup>248</sup></li> </ul>

Tabelle 8: E-Mail-Formate, eigene Darstellung nach (Hampel, 2011 S. 29ff)

<sup>238</sup> Vgl. (Brown, 2007 S. 83).

<sup>239</sup> Vgl. (Lindo, 2008 S. 160f), (Holland, 2009 S. 77), (Lammenett, 2007 S. 54).

<sup>240</sup> Vgl. (Büttner, 2007 S. 103), (Meisner, 2006 S. 179f), (Roberts, et al., 2000 S. 38).

<sup>241</sup> Vgl. (Meisner, 2006 S. 206), (Aschoff, 2005 S. 93ff), (Schmitt, 2007 S. 81f), (Brown, 2007 S. 84f).

<sup>242</sup> Vgl. (Badenberg, 2009 S. 66), (Ryan, et al., 2009 S. 140), (Sterne, et al., 2000 S. 130), (Leitzmann, 2002 S. 385), (Lammenett, 2007 S. 54f), (Baggott, 2007 S. 58f), (Sinn, 2008 S. 446), (Aschoff, 2005 S. 89).

<sup>243</sup> Vgl. (Schwarz, 2005 S. 69), (Wood, 1999 S. 61).

<sup>244</sup> Vgl. (Schwarz, 2008b S. 461).

<sup>245</sup> Vgl. (Ryan, et al., 2009 S. 144), (Schwarz, 2008b S. 461).

<sup>246</sup> Vgl. (Coyle, et al., 2007 S. 74).

<sup>247</sup> Vgl. (Aschoff, 2005 S. 109f), (Büttner, 2007 S. 83), (Schwarz, 2001 S. 249), (Chaffey, et al., 2009 S. 28), (Leitzmann, 2002 S. 285), (Brown, 2007 S. 281).

<sup>248</sup> Vgl. (Roberts, et al., 2000 S. 39), (Lindo, 2008 S. 161), (Aschoff, 2005 S. 107f), (Schmitt, 2007 S. 83), (Schwarz, 2001 S. 249f).

### 2.3.2.3.3 Rechtliche Grundlagen

Gemäß § 7 II Nr. 3 UWG (Gesetz gegen den unlauteren Wettbewerb) stellt jede E-Mail, die ohne die ausdrückliche vorherige Einwilligung des Empfängers versendet wurde, eine unzumutbare Belästigung dar und ist damit unrechtmäßig.<sup>249</sup> Für werbetreibende Unternehmen ist damit vor allem diese vorhergehende, ausdrückliche Einwilligung erforderlich, um E-Mail-Marketing rechtmäßig<sup>250</sup> betreiben zu können.<sup>251</sup> Ein solches Einverständnis wird als Permission bezeichnet, Marketing-Maßnahmen, die auf Permissions beruhen, werden unter dem Begriff Permission Marketing zusammengefasst.<sup>252</sup> Durch die explizite Erlaubnis zum Empfang von Emails offenbaren die Adressaten einen gewissen Grad an Aufgeschlossenheit gegenüber dem Unternehmen.<sup>253</sup> (Hampel, 2011 S. 25f)

Im E-Mail-Marketing erfolgt die Einholung der Permission durch sogenannte Opt-In-Verfahren.<sup>254</sup> Dabei sind drei Varianten, siehe

Abbildung 22, zu unterscheiden.

Beim Single-Opt-In trägt ein Interessent seine E-Mail-Adresse auf der Website eines Unternehmens in ein Formular ein oder sendet dem Unternehmen eine Teilnahme-Anfrage als E-Mail. Ohne weitere Prüfung erhält der Empfänger anschließend regelmäßig die gewünschten Informationen per E-Mail<sup>255</sup>. Beim sogenannten Confirmed-Opt-In erhält der Empfänger nach Übermittlung seiner E-Mail-Adresse eine automatische Bestätigungsmail, die ihn über die Aufnahme in den gewählten Verteiler informiert.<sup>256</sup> Dennoch besteht bei dieser Art des Opt-In die Gefahr des Missbrauchs durch Dritte.<sup>257</sup> Beim Double-Opt-In<sup>258</sup> müssen, damit die Eintragung in den Verteiler wirksam wird, die Empfänger erneut, in der Regel durch einen Klick auf einen Link in der Bestätigungsmail oder durch senden einer Antwort auf diese, ihren Eintragungswunsch bestätigen<sup>259</sup>. (Hampel, 2011 S. 26ff)

---

<sup>249</sup> Vgl. § 7 II UWG; (Köhler, et al., 2008 S. 847ff).

<sup>250</sup> Für weiterführende Informationen zu den rechtlichen Grundlagen sei auf (Schmittmann, 2003 S. 70ff), (Peters, 2006 S. 1ff) verwiesen.

<sup>251</sup> Vgl. (Schwarz, 2008 S. 424), (Holland, 2009 S. 75), (Schwarz, 2001 S. 5), (Bruns, 2007 S. 110), (Schweiger, et al., 2009 S. 124f), (DuFrene, et al., 2005 S. 66).

<sup>252</sup> Vgl. (Godin, 1997 S. 31), (Godin, 1999 S. 10), (Chaffey, et al., 2009 S. 345), (Tezinde, et al., 2002 S. 28ff), (Aschoff, 2005 S. 7), (Lammenett, 2007 S. 239).

<sup>253</sup> Vgl. (Godin, 2001 S. 52), (Wells, et al., 2006 S. 28f), (Martin, et al., 2003 S. 294), (Winkelmann, 2010 S. 470).

<sup>254</sup> Vgl. (Strauss, et al., 2009 S. 307), (Gay, et al., 2007 S. 262), (Wells, et al., 2006 S. 281), (Roberts, et al., 2000 S. 149f), (Baggott, 2007 S. 81).

<sup>255</sup> Vgl. (Brown, 2007 S. 63), (Förster, et al., 2006 S. 185), (Sterne, et al., 2000 S. 47).

<sup>256</sup> Vgl. (Bruns, 2007 S. 102), (Labs, 2003 S. 5), (Holtrop, et al., 2004 S. 142).

<sup>257</sup> Vgl. (Schwarz, 2005 S. 39), (Wirtz, 2009 S. 182).

<sup>258</sup> Vgl. (Cambridge Business English Dictionary).

<sup>259</sup> Vgl. (Blatter-Constantin, 2003 S. 55), (Sterne, et al., 2000 S. 47f), (Busch, et al., 2008 S. 428), (Stone, et al., 2008 S. 376).

---

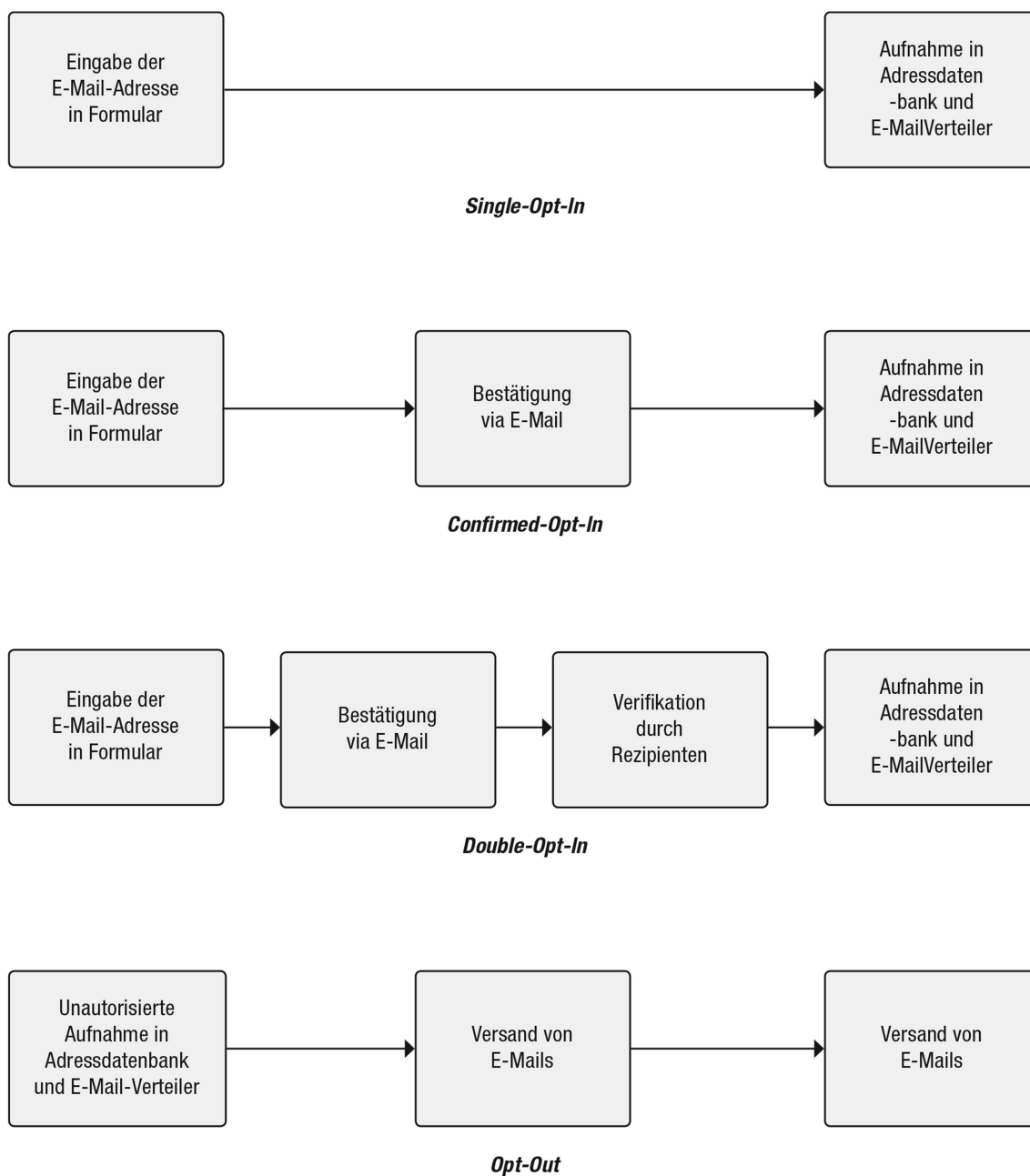


Abbildung 22: Formen der Opt-x Anmeldeverfahren (Hampel, 2011 S. 27)

In Deutschland<sup>260</sup> wird durch die Rechtslage grundsätzlich eines der genannten Opt-In Verfahren gefordert. Die Beweislast, dass eine Einverständniserklärung vorliegt, liegt dabei ständig beim Versender. Damit verlegt der Gesetzgeber den Missbrauch durch Dritte in den Risikobereich des Absenders.<sup>261</sup> Dieses Risiko lässt nur durch das

<sup>260</sup> Vorgegeben durch EU-Datenschutzrichtlinie 2002/58 EG (Karge, et al., 2006 S. 8).

<sup>261</sup> Vgl. (Karge, et al., 2006 S. 13).

Double-Opt-In-Verfahren vermeiden. Dazu darf insbesondere auch die dabei zugesandte Bestätigungsmail keine Werbung beinhalten<sup>262</sup>. (Gassmann, 2011 S. 16)

Damit stellt das Double-Opt-In rechtlich als auch im Sinne des Schutzes vor Missbrauch die beste Variante dar.<sup>263</sup> Gegenüber Single-Opt-In-Verfahren wird in der Literatur von 30-50% niedrigeren Anmeldequoten ausgegangen, der Effekt jedoch durch größere Loyalität der Empfänger ausgeglichen.<sup>264,265</sup> (Hampel, 2011 S. 28)

Eine in Deutschland für den Kontakt mit Nicht-Kunden unzulässige Methode ist das Opt-Out-Verfahren. Dabei werden unaufgefordert E-Mails an Empfänger gesandt, in welcher eine Abbestell-Möglichkeit enthalten ist.<sup>266</sup> Diese Vorgehensweise ist in Deutschland nur für Bestandskunden erlaubt.<sup>267</sup> (Hampel, 2011 S. 28f)

#### 2.3.2.3.4 Kennzahlen des E-Mail-Marketings

Der Erfolg von E-Mail-Marketing-Kampagnen wird über eine Reihe von technischen Kennzahlen gemessen. Eine Überblicksdarstellung liefert Abbildung 23. Diese sind strukturell an die Metriken des Kundenlebenszyklus (siehe Abbildung 12 ) orientiert.

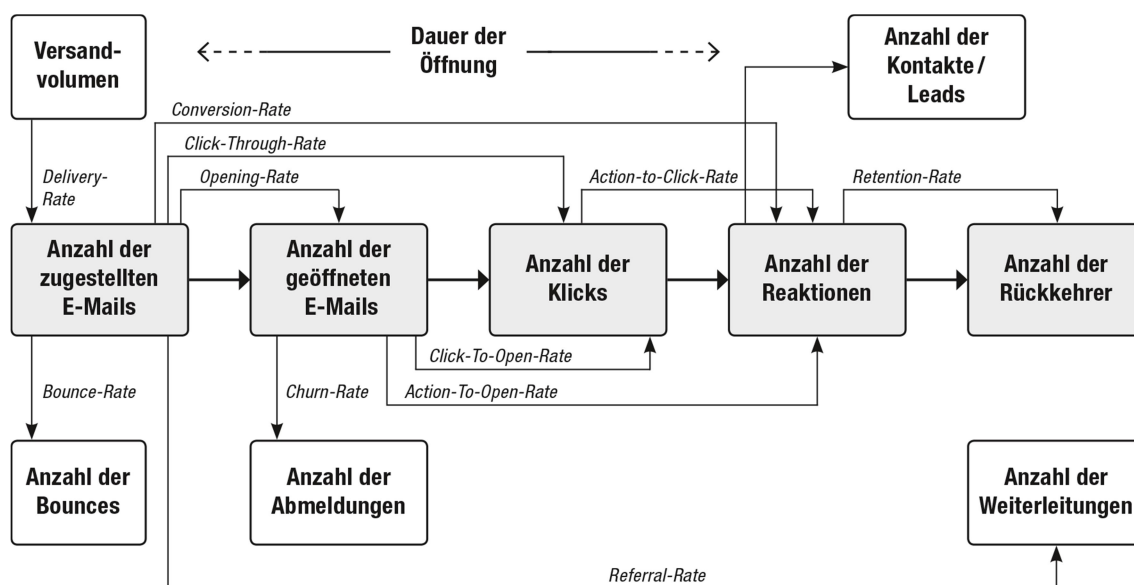


Abbildung 23: technische Kennzahlen des E-Mail-Marketings (Hampel, 2011 S. 35)

<sup>262</sup> Vgl. (Karge, et al., 2006 S. 15).

<sup>263</sup> Vgl. (Lindo, 2008 S. 106), (Charlesworth, 2009 S. 58), (Holland, 2009 S. 75), (Brown, 2007 S. 65).

<sup>264</sup> (Schefer, et al., 2002 S. 589), (Aschoff, 2005 S. 49f), (Jenkins, 2009 S. 55f).

<sup>265</sup> Bei der Andasa GmbH ca. 20%.

<sup>266</sup> Vgl. (Chaffey, et al., 2009 S. 346), (Schmitt, 2007 S. 78), (Blattberg, et al., 2008 S. 85f), (Charlesworth, 2009 S. 258).

<sup>267</sup> Vgl. (Wirtz, 2009 S. 182).



Das Versandvolumen wird durch die Größe des Verteilers bestimmt.<sup>268</sup> Bounces (Rückläufer) umfassen alle als nicht zustellbar erkannten E-Mails.<sup>269</sup> Daraus resultiert die Zustellrate (auch Delivery- oder Receipt Rate), die den Anteil der tatsächlich zugestellten E-Mails am Versandvolumen widerspiegelt. Die Öffnungsrate beschreibt den Anteil der vom Empfänger tatsächlich geöffneten E-Mails<sup>270</sup>. Es wird zwischen Netto- und Brutto-Öffnungsrate unterschieden. Die Netto-Öffnungsrate berücksichtigt nur die Öffnungen der zugestellten E-Mails.<sup>271</sup> Die Öffnungsrate *unique* erfasst die erste Öffnung einer E-Mail je Empfänger und erlaubt die Ermittlung von Mehrfachöffnungen.<sup>272</sup> (Hampel, 2011 S. 34ff)

Die Messung der Öffnungsrate ist nur bei HTML- und Rich-Media-E-Mails möglich.<sup>273</sup> Die Messung kann durch unterschiedliche Einflüsse verfälscht werden: So führt die automatische Unterdrückung von Bildern<sup>274</sup> (z.B. durch Sicherheitseinstellungen) dazu, dass eine geöffnete Mail nicht als solche gezählt wird.<sup>275</sup> Die Ursache dafür liegt bei der verwendeten Messmethode, dem HTML-Tracking (oder Pixel-Tracking) über ein Zähl-Pixel.<sup>276</sup> Dabei wird das Öffnen einer E-Mail durch das automatische Laden eines darin eingebetteten unsichtbaren Bildes (meist nur 1 Pixel groß) gezählt.<sup>277</sup> Des Weiteren wird bei E-Mail-Clients mit Vorschauenfenster bereits die Anzeige der E-Mail in diesem als Öffnung erfasst.<sup>278</sup> Wesentlichen Einfluss auf die Öffnungsrate haben Betreffzeile, Absender, Vorschauenfenster, Versandhäufigkeit und Versandzeitpunkt<sup>279</sup>. (Hampel, 2011 S. 36)

Dass eine E-Mail geöffnet wurde, sagt wenig darüber aus, ob ihr Inhalt auch gelesen wurde.<sup>280</sup> Weitere Kennzahlen erfassen darüber hinaus gehende Aktivitäten der Empfänger. Die Klick-Rate (Click Through Rate, CTR) erfasst den Anteil der Empfänger, welche bestimmte Links innerhalb einer E-Mail angeklickt hat (mehrfache Klicks des gleichen Empfängers gehen nicht ein).<sup>281</sup> Unterschiedliche Links in einer E-

---

<sup>268</sup> Vgl. (Schwarz, 2005 S. 11).

<sup>269</sup> Vgl. (Lammenet, 2007 S. 58), (Matejcek, 2005 S. 30ff), (Reinhard, 2004 S. 40), (Safko, et al., 2009 S. 99), (Aschoff, 2005 S. 188f), (Hughes, et al., 2009 S. 32f), (Jenkins, 2009 S. 72f), (Sterne, 2003 S. 32), (Kinnard, 2002 S. 207), (Labs, 2003 S. 264f).

<sup>270</sup> Vgl. (Holland, 2009 S. 82), (Baggott, 2007 S. 189), (Schmitt, 2007 S. 201), (Charlesworth, 2009 S. 264).

<sup>271</sup> Vgl. (Schwarz, 2012 S. 238f).

<sup>272</sup> Vgl. (Schwarz, 2008b S. 467).

<sup>273</sup> Vgl. (Labs, 2003 S. 84f).

<sup>274</sup> Dieser Effekt kann durch technische Maßnahmen (DKIM/SPF) vermindert werden.

<sup>275</sup> Vgl. (Hörner, 2006 S. 251).

<sup>276</sup> Vgl. (Büttner, 2007 S. 132).

<sup>277</sup> Vgl. (Reinhard, 2004 S. 41).

<sup>278</sup> Vgl. (Aschoff, 2005 S. 143).

<sup>279</sup> Vgl. (Ploss, 2002 S. 114), (Matejcek, 2005 S. 58).

<sup>280</sup> Vgl. (Baggott, 2007 S. 189).

<sup>281</sup> Vgl. (Büttner, 2007 S. 34), (Chaffey, et al., 2009 S. 552).

---

Mail können anhand ihrer Klickrate verglichen werden. Die Klickrate kann damit zum Vergleich des Erfolges von Inhalt und Form verschiedener E-Mails gegeneinander sowie unterschiedlicher Abschnitte innerhalb einer E-Mail verwendet werden.<sup>282</sup> Die Messung erfolgt durch Link Tracking (auch: URL-Tracking). Dabei werden die Anzahl der Klicks auf die verschiedenen, (mit Parametern in der URL) unterschiedlich markierten Links erfasst.<sup>283</sup> Link Tracking zeichnet sich durch eine deutlich höhere Zuverlässigkeit aus als HTML-Tracking.<sup>284</sup> Als Indikator für die Intensität der Beschäftigung der Empfänger mit der E-Mail lassen sich die Öffnungsdauer einer E-Mail sowie die Zeitspanne zwischen dem Öffnen und dem Klick auf einen Link heranziehen.<sup>285</sup> (Hampel, 2011 S. 37)

Eine weitere wichtige Kennziffer, insbesondere im Zusammenhang mit E-Commerce (vgl. 2.3.1) ist die Konvertierungsrate (auch Konversions- oder Conversion Rate). Sie beschreibt den Anteil der Empfänger, der ein festgelegtes Zielkriterium durch eine bestimmte Aktivität erreicht (z.B. ein Kauf, eine Registrierung, das Ausfüllen eines Formulars oder das Herunterladen einer Datei).<sup>286</sup> Die Conversion Rate ist nach (Stone, et al., 2008 S. 378) eine der Schlüsselfaktoren bei der Analyse von E-Mail-Kampagnen. Aufbauend darauf beschreibt die Retention Rate (auch Kundenbindungsrate oder Wiederkäuferrate) den Anteil der Empfänger, die gemäß dem Zielkriterium der conversion rate wiederholt tätig geworden ist. Sie dient zur Erkennung loyaler Kunden<sup>287</sup>. Die Weiterleitungsrate (Referral Rate) gibt an, wie hoch der Anteil an weitergeleiteten E-Mails an der Menge der insgesamt ausgesendeten ist und kann als Indikator für die Zufriedenheit des Empfängerkreises dienen.<sup>288</sup> Die Abmelderate (Churn Rate) erfasst, welcher Anteil der Empfänger sich nach einer Aussendung von dem Verteiler abmeldet.<sup>289</sup> Die Abmelderate kann als Qualitätskriterium für eine Aussendung dienen<sup>290</sup>, durch den Vergleich der Abmelderaten verschiedener E-Mail-Kampagnen können Rückschlüsse hinsichtlich der Versandfrequenz und Gestaltung einer Aussendung gezogen werden.<sup>291</sup> (Hampel, 2011 S. 37f)

Auf Basis der aufgeführten Kennzahlen lassen sich zahlreiche weitere abgeleitete Kennzahlen ermitteln, indem sie zueinander ins Verhältnis gesetzt werden, z.B. die in

---

<sup>282</sup> Vgl. (Czernik, 2008 S. 46), (Chittenden, et al., 2003 S. 216f), (Ploss, 2002 S. 108ff), (Lindo, 2008 S. 179ff), (Labs, 2003 S. 85).

<sup>283</sup> Vgl. (Aschoff, 2005 S. 136ff).

<sup>284</sup> Vgl. (team in medias, die TYPO3-Macher, 2013).

<sup>285</sup> Vgl. (Reinhard, 2002 S. 54).

<sup>286</sup> Vgl. (Holland, 2009 S. 83), (Aschoff, 2005 S. 17), (Schmitt, 2007 S. 156), (Schwarz, 2005 S. 11), (Ploss, 2002 S. 108ff), (Safko, et al., 2009 S. 95).

<sup>287</sup> Vgl. (Lammenet, 2007 S. 201), (Tapp, 2008 S. 175), (Roberts, et al., 2000 S. 138f).

<sup>288</sup> Vgl. (De Bruyn, et al., 2008 S. 152), (Schmitt, 2007 S. 152), (Chaffey, 2007 S. 83), (Sterne, 2003 S. 33).

<sup>289</sup> Vgl. (Schmitt, 2007 S. 151), (Charlesworth, 2009 S. 264), (Lindo, 2008 S. 235), (Büttner, 2007 S. 131).

<sup>290</sup> Vgl. (Holland, 2009 S. 83).

<sup>291</sup> Vgl. (Chaffey, 2007 S. 83).

---

Abbildung 23 dargestellten Click-to-Opening-Rate, Action-to-Open-Rate und Action-to-Click-Rate. Mit diesen ist eine weitere Analyse zur inhaltlichen und formalen Gestaltung der E-Mails möglich. So deutet z.B. eine niedrige Click-to-Opening-Rate darauf hin, dass die mit der Öffnung der E-Mail verbundenen Erwartungen nicht erfüllt wurden. Diese Kennzahlen sollten über Kampagnen hinweg verglichen werden, um diese bei Auffälligkeiten näher zu untersuchen. (Hampel, 2011 S. 39)

#### 2.3.2.3.5 Der E-Mail-Marketing- Prozess

In der Literatur wird ein idealer Prozess der Umsetzung einer E-Mail-Kampagne in Gestalt eines Closed-Loop-Ansatzes (siehe Abbildung 24) beschrieben.<sup>292</sup> Dabei erfolgt durch die Zielkontrolle einer abgeschlossenen Kampagne eine Optimierung künftiger Kampagnen.<sup>293</sup>

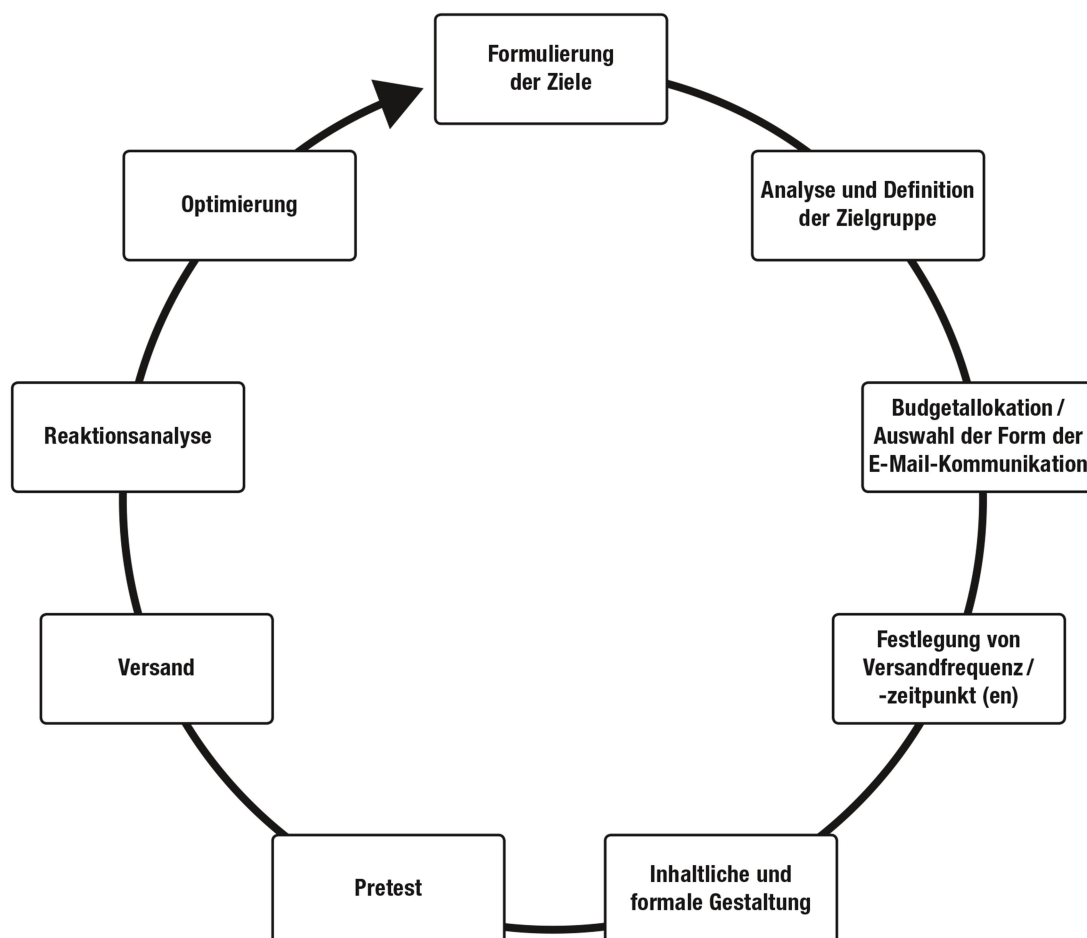


Abbildung 24: Closed-Loop-Prozess des E-Mail-Marketings (Hampel, 2011 S. 40)

<sup>292</sup> Vgl. (Brown, 2007 S. 38ff), (Aschoff, 2005 S. 14ff).

<sup>293</sup> Vgl. (Aschoff, 2005 S. 16), (Breur, 2007 S. 103).

Zu Beginn der Planung einer E-Mail-Kampagne sind die damit verbundenen Zielstellungen in Übereinstimmung mit den übergeordneten Unternehmenszielen festzulegen.<sup>294</sup> Dabei ist zwischen quantitativen (messbaren) und qualitativen (inhaltlichen) Zielkriterien zu unterscheiden<sup>295</sup>: Die quantitative Wirkung ist durch ökonomische Effekte (Werbeerfolg, z.B. Umsatz, Gewinn, Absatz(-steigerung))<sup>296</sup> gekennzeichnet<sup>297</sup>, während die qualitative Wirkung (Werbewirkung, z.B. Aufmerksamkeit, Einstellung, Kaufabsicht, Erinnerung,...)<sup>298</sup> durch psychische Prozesse<sup>299</sup> geprägt ist.<sup>300</sup> (Hampel, 2011 S. 39ff)

Werbewirkung ist die Voraussetzung für Werbeerfolg.<sup>301</sup> In dieser Arbeit steht jedoch die Messung direkter, quantitativer (vorwiegend Absatz-orientierter) Effekte durch Personalisierung im Mittelpunkt. Aus diesem Grund ist eine Vertiefung zu Modellen und Theorien zur Werbewirkung für die Arbeit nicht relevant.

Durch eine Analyse und Festlegung der Zielgruppen wird gesichert, dass die Empfänger zu den Zielen der Kampagne passen.<sup>302</sup> Zielgruppen sind grundsätzlich diejenigen Personen/Institutionen, die mit den Kommunikationsinstrumenten angesprochen werden sollen, um bestimmte Werbe- bzw. Kommunikationsziele zu erreichen.<sup>303</sup> Um basierend auf vorhandenen Kundendaten eine Segmentierung der Zielgruppe und darauf aufbauend individuelle, kundenspezifische Marketing-Aktivitäten zu entwickeln, wird auf Database Marketing zurückgegriffen.<sup>304</sup> Database Marketing umfasst den Aufbau, die Gestaltung den Einsatz und die Pflege von Kundendatenbanken<sup>305</sup>, die relevante und aktuelle Informationen in Echtzeit über Kunden, potentielle Kunden und ihre Anfragen beinhalten, um darauf aufbauend langfristige, stabile und vorhersagbare Kundenbeziehungen zu entwickeln, indem die richtigen Botschaften zum richtigen Zeitpunkt an die richtigen Personen gesandt werden mit dem Ergebnis zufriedener Kunden zu

---

<sup>294</sup> Vgl. (Meisner, 2006 S. 16), (Sterne, 2003 S. 17), (Wirtz, et al., 2006 S. 209f), (Scott, 2007 S. 116), (Charlesworth, 2009 S. 256f).

<sup>295</sup> Vgl. (Büttner, 2007 S. 31ff).

<sup>296</sup> Für detaillierte Darstellung der Zielgrößen der Werbung vgl. (Kroeber-Riel, et al., 2004 S. 35ff), (Mayer, et al., 2000 S. 387ff).

<sup>297</sup> Vgl. (von Engelhardt, 1999 S. 31), (Mayer, 1990 S. 38).

<sup>298</sup> Vgl. (Burst, 2002 S. 9), (Homburg, et al., 2009 S. 239), (Koch, 2004 S. 165f).

<sup>299</sup> Vgl. (Hermanns, 1979 S. 217).

<sup>300</sup> Vgl. (Hampel, 2011 S. 46f).

<sup>301</sup> Vgl. (Hampel, 2011 S. 47), (Koch, 2004 S. 167), (Pepels, 1996 S. 103), (Bauer, et al., 2001 S. 3), (Fox, 2004 S. 29), (Mayer, 1993 S. 18f), (Barg, 1981 S. 927).

<sup>302</sup> Vgl. (Holland, 2001 S. 23ff), (Schmitt, 2007 S. 68ff), (Neumann, et al., 2007 S. 25f), (Bruns, 2007 S. 81f), (Lammenet, 2007 S. 65), (Winkelmann, 2010 S. 20f).

<sup>303</sup> Vgl. (Seeborn, 2010 S. 251).

<sup>304</sup> Vgl. (Link, et al., 1993 S. 2ff), (Meisner, 2006 S. 153), (Geller, 2002 S. 56ff), (Stone, et al., 2008 S. 43ff).

<sup>305</sup> Vgl. (Wonnemann, 1997 S. 592).

---

niedrigen Kosten und steigenden Gewinnen.<sup>306</sup> Dabei ist zu berücksichtigen, dass die Einwilligung der möglichen Empfänger vorliegen muss.<sup>307</sup> (Hampel, 2011 S. 41)

Im dritten Abschnitt wird das Budget festgelegt und die Form der E-Mail-Kommunikation festgelegt, da diese komplementär zueinander sind. Die Budgetplanung ist abhängig von den festgelegten Zielen und dem Empfängerkreis. Daraufhin werden die weiteren Kostenfaktoren (Gestaltung, Adresszukauf, Versand, Auswertungsinfrastruktur,...) geplant.<sup>308</sup> Die Budgets sind situationsspezifisch und abhängig von der Form (Bestandskunden-Newsletter oder Stand-Alone-Mailings an Neukunden unterscheiden sich in ihren Kosten und Zielen)<sup>309</sup>. (Hampel, 2011 S. 41f)

Die gewählte Form der E-Mail-Kommunikation bestimmt die Versandfrequenz. Bei Newslettern bietet eine hohe Frequenz den Vorteil einer aktiven, laufenden Wahrnehmung bzw. Erinnerung und einhergehend eine Verankerung der Marke bzw. Botschaft im Gedächtnis des Empfängers.<sup>310</sup> Ein zu häufiger Versand kann jedoch wiederum Ablehnung hervorrufen.<sup>311</sup> Die beste Versandfrequenz ist unternehmens-, situations- und zielgruppenabhängig durch Tests zu ermitteln.<sup>312</sup> Gleiches gilt für den Versandzeitpunkt, da in der Literatur gänzlich widersprüchliche Ergebnisse zum Optimum vorgestellt werden.<sup>313</sup> (Hampel, 2011 S. 42)

Abhängig vom Versandzeitpunkt (z.B. Saison) ist anschließend die inhaltliche und formale Gestalt der E-Mail festzulegen. Diese wird durch die festgelegten Ziele und die Zielgruppe(n) mitbestimmt.<sup>314</sup> Der Inhalt und die Form können direkt auf den ausgewählten Empfängerkreis angepasst werden<sup>315</sup>, eine Personalisierung ist dabei nicht auf die Anrede mit Namen beschränkt, sondern es lassen sich durch Database Marketing gezielt individuelle Angebote oder geschlechts- bzw. altersspezifische Gestaltungs- und Inhaltsformen nutzen.<sup>316</sup> (Hampel, 2011 S. 42f)

Sobald die inhaltliche und formale Gestaltung einer E-Mail-Kampagne fest steht, ist diese einem Pretest zu unterziehen. Die E-Mail-Kampagne soll dabei hinsichtlich ihrer Darstellbarkeit (in verschiedenen Clients und der korrekten Verlinkung analysiert werden.<sup>317</sup> Um die Effektivität unterschiedlicher Varianten zu testen, bieten sich A/B

<sup>306</sup> (Blattberg, et al., 2008 S. 4).

<sup>307</sup> Vgl. (Arens, et al., 2009 S. 564), (Schwarz, 2012 S. 243).

<sup>308</sup> Vgl. (Schmitt, 2007 S. 39f), (Büttner, 2007 S. 43), (Geller, 2002 S. 177), (Neumann, et al., 2007 S. 229).

<sup>309</sup> Vgl. (Jenkins, 2009 S. 23), (Chaffey, 2007 S. 56f).

<sup>310</sup> Vgl. (Merisavo, et al., 2004 S. 498ff), (Allen, et al., 2001 S. 67), (Stolpmann, et al., 2007 S. 62).

<sup>311</sup> Vgl. (Ansari, et al., 2003 S. 144), (Büttner, 2007 S. 127).

<sup>312</sup> Vgl. (McMillen, et al., 2002 S. 30f), (Hughes, et al., 2009 S. 197f), (Stolpmann, et al., 2007 S. 62), (Heneroty, 2002 S. 23), (Stone, et al., 2008 S. 380), (Schwarz, 2005 S. 33).

<sup>313</sup> Vgl. (Lindo, 2008 S. 217), (Labs, 2003 S. 70f), (Schmitt, 2007 S. 123), (Schwarz, 2008b S. 469), (Bonfrer, et al., 2009 S. 253), (Buss, 2009 S. 322).

<sup>314</sup> Vgl. (Brown, 2007 S. 39f), (Büttner, 2007 S. 110), (Schwarz, 2005 S. 111ff).

<sup>315</sup> Vgl. (Stone, et al., 2008 S. 380), (Jenkins, 2009 S. 100ff), (Chaffey, et al., 2009 S. 552).

<sup>316</sup> Vgl. (Schmitt, 2007 S. 104ff), (Baggott, 2007 S. 55), (Kollmann, 2007 S. 42f), (Schwarz, 2005 S. 154f).

<sup>317</sup> Vgl. (Brown, 2007 S. 41), (Meisner, 2006 S. 220ff), (Chaffey, et al., 2009 S. 553).

Split-Tests (vgl. Abschnitt 2.5.3.4) an. Einer zufällig ausgewählten repräsentativen Stichprobe des E-Mail-Verteilers wird vor der eigentlichen Aussendung zufällig eine von zwei Varianten A bzw. B zugesandt und ihr Verhalten anschließend analysiert.<sup>318</sup> (Hampel, 2011 S. 43)

Auf Basis des Pretests können letzte Anpassungen an der Kampagne vorgenommen werden. Für den eigentlichen Versand existieren vier Alternativen zur operativen Umsetzung<sup>319</sup>:

1. Full-Service-Dienstleister, die sämtliche Aufgaben von Zielsetzung über Gestaltung bis zu Versand und Wirkungskontrolle übernehmen
2. Nutzung externer Software-Lösungen im eigenen Unternehmen auf Lizenzbasis<sup>320</sup>
3. über SaaS oder ASP (siehe Fußnote S. 33) bereit gestellte Software, deren Kosten in Abhängigkeit der Versendeten E-Mails abgerechnet werden und die ausschließlich auf den Rechnern des Service-Providers installiert ist<sup>321</sup>
4. kompletter Eigenversand durch eigene Soft- und Hardware<sup>322</sup>

Die erste Variante eignet sich speziell für unerfahrene Unternehmen<sup>323</sup>, während bei den anderen Varianten technisches und gestalterisches Wissen im Unternehmen vorhanden sein muss. (Hampel, 2011 S. 43f)

Den vorletzten Schritt stellt die Reaktionsanalyse<sup>324</sup> dar. Neben betriebswirtschaftlichen Kenngrößen wie Umsatz oder Gewinn werden dabei die Kennzahlen des E-Mail-Marketings, wie Öffnungsrate, Bounce-Rate oder Click-Through-Rate (siehe Abschnitt 2.3.2.3.4) betrachtet<sup>325</sup>.

Die Ergebnisse der Reaktionsanalyse sollten entsprechend dem eingangs erwähnten Closed-Loop-Ansatz zur kontinuierlichen Optimierung künftiger Kampagnen verwendet werden<sup>326</sup>. (Hampel, 2011 S. 44)

Eine weitere Form des Internet Marketings ist die Personalisierung, auf welche im folgenden Abschnitt eingegangen wird.

---

<sup>318</sup> Vgl. (Büttner, 2007 S. 147), (Jenkins, 2009 S. 112f), (Kinnard, 2002 S. 134), (Nash, 2000 S. 115).

<sup>319</sup> Grundsätzlich lassen sich sämtliche einzelnen Prozessschritte des Email-Marketings einzeln outsourcen, die Möglichkeiten der operativen Abwicklung haben aber keine Relevanz für die vorliegende Arbeit und lediglich die typische Form des Versand-Outsourcings vorgestellt.

<sup>320</sup> Vgl. (Schmitt, 2007 S. 125).

<sup>321</sup> Vgl. (Schwarz, 2005 S. 74), (Schmitt, 2007 S. 125f).

<sup>322</sup> Vgl. (Brown, 2007 S. 86).

<sup>323</sup> Vgl. (Brown, 2007 S. 86).

<sup>324</sup> Vgl. (Kinnard, 2002 S. 234), (Sterne, 2003 S. 31f).

<sup>325</sup> Vgl. (Schmitt, 2007 S. 149ff), (Meisner, 2006 S. 204), (Schwarz, 2005 S. 96).

<sup>326</sup> Vgl. (Aschoff, 2005 S. 16).

## 2.4 Personalisierung im Internet Marketing

Für Personalisierung im Internet existiert aufgrund der langen Geschichte und der vielfältigen Anwendungsbereiche keine einheitliche Definition. Geeignet im Kontext der vorliegenden Arbeit ist die Charakterisierung von Personalisierung als die „... individuelle Darbietung von angepassten Dienstleistungen an Konsumenten...“ durch (Stüber, 2011 S. 12).<sup>327</sup> Der Schwerpunkt liegt dabei auf der Personalisierung der Kommunikation: Es handelt sich um kundenindividuelles Marketing, welches von Unternehmensseite gesteuert wird, im Gegensatz zur (Mass-) Customization, welches die Erzeugung kundenspezifischer Produkte zum Ziel hat.<sup>328</sup>

Formen der Personalisierung finden außerhalb des Internets, z.B. im klassischen Direktmarketing<sup>329</sup> oder im stationären Bereich<sup>330</sup>, bereits länger Anwendung. Im Internet Marketing ist Personalisierung eine der am häufigsten angewandten Techniken.<sup>331</sup>

Personalisierung wird häufig im Rahmen von „Electronic Customer Relationship Management“ (E-CRM) betrachtet (Stüber, 2011 S. 12):

E-CRM - übersetzt als elektronisches Kundenbeziehungsmanagement - ist in der Literatur nicht einheitlich definiert. (Eggert, et al., 2001 S. 5) definieren es übergreifend folgendermaßen: „E-CRM umfasst die Analyse, Planung und Steuerung der Kundenbeziehungen mit Hilfe elektronischer Medien, insbesondere des Internet, unter dem Ziel einer umfassenden Ausrichtung des Unternehmens auf ausgewählte Kunden.“.

Einerseits ist E-CRM ein weiteres Instrument im Marketing, als das elektronische Management der Kundenbeziehungen, andererseits ist es eine umfassende Unternehmensphilosophie, die die Ausrichtung des Unternehmens auf den Kunden zum Ziel hat (und sich dabei auf IT stützt).<sup>332</sup> Die Personalisierung ist Teil des E-CRM und dort der Phase der E-Services zugeordnet.

Personalisierung kann mit Objekten aus unterschiedlichen Bereichen des Marketing-Mix realisiert werden (Frosch-Wilke, et al., 2002 S. 185f):

Zum Beispiel können im Rahmen der Leistungspolitik das Kern-Produkt oder Zusatzleistungen kundenindividuell angepasst werden. Als Form der Preisdifferenzierung kann individualisierte Preisgestaltung Anwendung finden, und im Rahmen der Kommunikationspolitik können zum Beispiel die Inhalte von Webseiten, E-Mails, Banner- oder Suchmaschinenwerbung an die Interessen der Nutzer angepasst werden. Innerhalb der Distributionspolitik kann unterschiedlichen Kundenbedürfnissen durch zeitlich und preislich verschiedene Distributionsalternativen entsprochen werden.

---

<sup>327</sup> Vgl. auch (Stüber, 2011 S. 13) für eine Übersicht zu weiteren Definitionsansätzen im historischen Verlauf.

<sup>328</sup> Vgl. (Stüber, 2011 S. 12).

<sup>329</sup> Vgl. (Busch, et al., 2008 S. 410).

<sup>330</sup> Vgl. z.B. (Stolzenberger, 2009 S. 38).

<sup>331</sup> (Stüber, 2011 S. 12), vgl. (Arora, et al., 2008 S. 305ff)

<sup>332</sup> (Bilek, 2009 S. 7)

---

Die Objekte der Personalisierung können auch danach unterschieden werden, ob sie sich auf Merkmale des Leistungsangebotes oder auf die Gestaltung des Interaktionsprozesses (z.B. angebotene Inhalte, Web-Design, Navigation) zwischen Nachfrager und Anbieter beziehen.

Je nach Richtung der Kontaktaufnahme wird in der Literatur<sup>333</sup> zwischen Inbound- und Outbound-Marketing unterschieden. Übertragen auf den Teilaspekt der Personalisierung erfolgt Inbound-Personalisierung, wenn ein Nutzer von sich aus den Anbieter kontaktiert und beinhaltet alle Anpassungen und Empfehlungen beim Kontakt z.B. mit der Website des Anbieters. Outbound-Personalisierung umfasst alle Personalisierungsmaßnahmen, die innerhalb der vom Anbieter initiierten Kontakte durchgeführt werden, z.B. in Form personalisierter E-Mails.<sup>334</sup>

Eine weitere Unterscheidung<sup>335</sup> richtet sich nach dem Eingebundenheit des Nutzers: Im Falle einer Pull-Personalisierung personalisiert der Nutzer anhand der gegebenen Möglichkeiten das Angebot selbst, während bei der Push-Personalisierung das Angebot durch den Anbieter ohne Zutun des Nutzers (und oft ohne dessen Wissen) individualisiert wird.<sup>336</sup>

Das der Personalisierung zugrunde liegende Konzept besteht darin, durch Auswertung vorhandener (Kundenverhaltens-) Daten mit verschiedenen Verfahren den Konsumenten das anzubieten, was sich diese wünschen (ohne explizit danach zu fragen). (Stüber, 2011 S. 12) Den zugehörigen Prozess zeigt Abbildung 25.

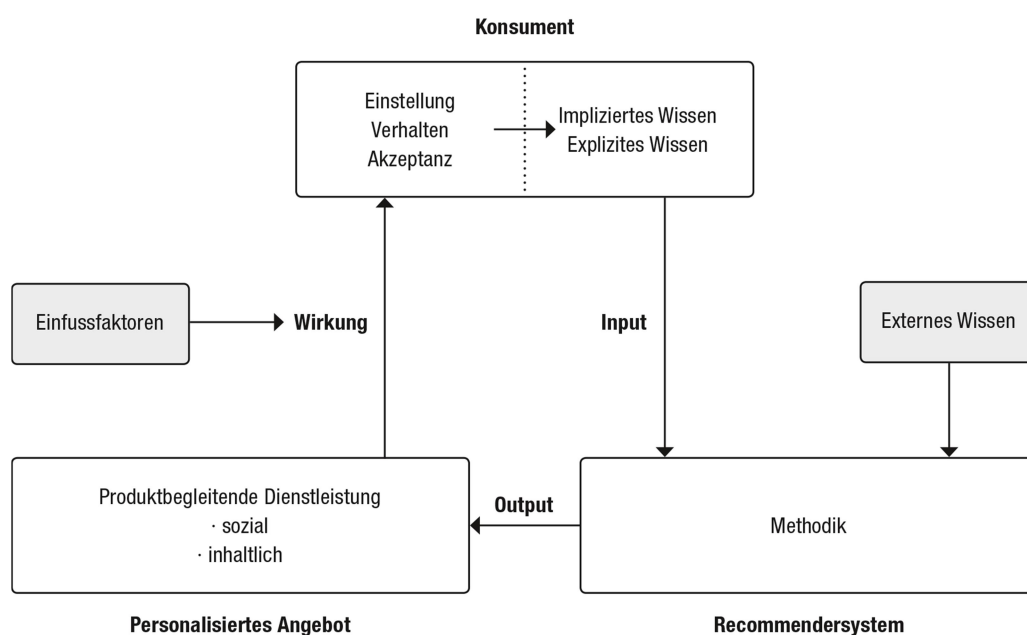


Abbildung 25: Personalisierungsprozess (Stüber, 2011 S. 14)

<sup>333</sup> Vgl. (Belz, et al., 2008 S. 212f), (Pateman, et al., 2011 S. 10), (Bly, 2009 S. 144).

<sup>334</sup> (Frosch-Wilke, et al., 2002 S. 184)

<sup>335</sup> Vgl. (Bange, et al., 2001 S. 14), (Schubert, 2000 S. 86).

<sup>336</sup> (Frosch-Wilke, et al., 2002 S. 184)



Über Personalisierung können sich Unternehmen differenzieren und sich so einen Wettbewerbsvorteil verschaffen, indem sie den Kaufentscheidungsprozess des Kunden erleichtern:<sup>337</sup>

Unterschiedlichste Kundenbedürfnisse können individuell bedient, das vorhandene Angebot gezielt empfohlen, der Suchaufwand minimiert und Entscheidungsprozesse erleichtert werden. Darüber hinaus sind Vorschläge weiterer interessanter Produkte möglich (z.B. bei Amazon: Kunden, die Produkt A gekauft haben, kauften auch Produkt B). Eine Übersicht dazu liefert Tabelle 9.

Vorteile aus Kundensicht	Quelle
geringere Kosten (Suche, Zeit, Kognitionen)	(Alba, et al., 1997), (West, et al., 1999), (Chu, et al., 2000), (Häubl, et al., 2000), (Bechwati, et al., 2003), (Häubl, et al., 2003), (Swaminathan, 2003), (Diehl, 2005), (Smith, et al., 2005), (Punj, et al., 2007)
Reduzierung des Information-Overloads	(Maes, 1994), (Cheung, et al., 2003), (Hansen, et al., 2007), (Kramer, et al., 2007)
Erleichterung der Kaufentscheidung	(Alba, et al., 1997), (West, et al., 1999), (Häubl, et al., 2000), (Hansen, et al., 2007), (Kramer, et al., 2007)
Verbesserung der Entscheidungsqualität	(West, 1996), (Ansari, et al., 2000), (Häubl, et al., 2000), (Diehl, et al., 2003), (Ariely, et al., 2004), (Lee, et al., 2004), (Hansen, et al., 2007)
Entdeckung neuer, interessanter Objekte	(Balabanovic, 1997), (Baele, 2007), (Bellotti, et al., 2008), (Kawamae, 2010)

Tabelle 9: Personalisierung- Vorteile für Nutzer (aufbauend auf (Stüber, 2011 S. 38))

Der erfolgreiche Einsatz von Personalisierung im Internet Marketing ist empirisch belegt, z.B. bei Amazon<sup>338</sup> oder Behavioral Targeting<sup>339,340</sup>. Des Weiteren wurden Verfahren auf erzeugten oder öffentlichen Datenbasen (z.B. Movielens<sup>341</sup>) ebenfalls mit

<sup>337</sup> Vgl. (Stüber, 2011 S. 34), (Murthi, et al., 2003 S. 1346), (Maes, et al., 1999).

<sup>338</sup> Vgl. (Linden, et al., 2003 S. 76ff), (Chen, et al., 2007).

<sup>339</sup> Unter Behavioral Marketing versteht man den Einsatz von Technologien im Internet zur Erfassung der Interessen und des Verhaltens einzelner Personen, um das Marketing darauf abzustimmen. (Lorenz, et al., 2008 S. 24; Gilmore, et al., 2008 S. 23)

<sup>340</sup> Vgl. (24/7 realmedia, 2005).

<sup>341</sup> <http://movielens.umn.edu>

Erfolg untersucht.<sup>342</sup> Die Erarbeitung weiterer betriebswirtschaftlich orientierter Metriken zur Bewertung von Empfehlungen wird in (Adomavicius, et al., 2005 S. 746) angeregt.

### 2.4.1 Empfehlungssysteme

Die technische Umsetzung des Personalisierungsprozesses im Internet Marketing erfolgt durch sogenannte Empfehlungssysteme (Recommender Systems). Empfehlungssysteme im ursprünglichen Sinn aggregieren Nutzerinput und präsentieren diesen anderen Nutzern in aufbereiteter Form.<sup>343</sup>

Ein Empfehlungssystem im erweiterten Sinn ist ein internetbasiertes System, welches Konsumenten individualisierte Empfehlungen auf Basis implizit oder explizit erhobener Daten „und Entscheidungsunterstützung durch das Aufführen individuell relevanter Alternativen liefert ...“ (Stüber, 2011 S. 6) - damit werden auch neuere Definitionen z.B. von (Burst, 2002 S. 1), (Xiao, et al., 2007 S. 137) berücksichtigt.<sup>344</sup>

Es ist mathematisch wie folgt definiert<sup>345</sup>: Es werden einzelnen Personen aus einer Menge an Nutzern  $C$  Objekte aus einer Ressourcenmenge  $S$  empfohlen. Eine Bewertungsfunktion  $u: C \times S \rightarrow \mathbb{R}$  bildet jede Nutzer/Ressourcenkombination auf eine geordnete Menge, z.B. die reellen Zahlen, ab. Mit diesem Maß wird versucht, die Nützlichkeit einer Ressource für einen bestimmten Nutzer abzubilden. Aufgabe eines Empfehlungssystems ist die Lösung des Optimierungsproblems

$$s'_c = \max_{s \in S} u(c, s) \quad (2)$$

für einen gegebenen Nutzer  $c \in C$ .

Der Personalisierungsprozess lässt sich in die drei Phasen Datengewinnung (Tracking), Datenanalyse (Profiling) und Individualisierung (Matching) aufteilen.<sup>346</sup>

### 2.4.2 Bewertung von Empfehlungssystemen

Empfehlungssysteme lassen sich nach unterschiedlichen Kriterien bewerten. Man unterscheidet allgemein zwischen Online-Bewertungen, dem direkten Befragen von Nutzern zur Nützlichkeit der Empfehlungen, und Offline-Bewertungen, wobei auf bestehenden Datenbeständen mit Produktbewertungen Kreuzvalidierungs-Techniken angewandt (z.B. Leave-One-Out (L-Methode), Hold-Out (H-Methode), K-Folding) und bewertet werden.<sup>347</sup>

---

<sup>342</sup> (O'Connor, et al., 1999)

<sup>343</sup> (Resnick, et al., 1997 S. 56)

<sup>344</sup> (Stüber, 2011 S. 6)

<sup>345</sup> (Grothkast, 2008 S. 26), (Adomavicius, et al., 2005 S. 734f)

<sup>346</sup> (Frosch-Wilke, et al., 2002 S. 186)

<sup>347</sup> (Ziegler, 2005 S. 16)

Zur Offline-Bewertung existieren neben der Empfehlungsgenauigkeit (Accuracy), zu der es eine Reihe verschiedener Metriken gibt,<sup>348</sup> weitere wichtige Metriken<sup>349</sup>:

- Coverage: Prozentsatz der Daten, zu dem das Empfehlungssystem Empfehlungen liefert
- Confidence-Metriken: Wie „überzeugt“ ist das System von der Empfehlung? Diese lassen den Nutzer einzelne Empfehlungen besser einschätzen.
- die notwendige Berechnungszeit für die Generierung der Empfehlungen,
- der „Neuheitswert“ oder Originalität der erzeugten Empfehlungen,
- die Robustheit gegenüber verrauschten oder manipulierten bzw. kargen Daten sowie
- die Learning-Rate: Wie viel Daten benötigen die Verfahren für sinnvolle Empfehlungen minimal?

Zur Beschreibung der Empfehlungsgenauigkeit können auch Bewertungsfunktionen aus dem Bereich Information Retrieval (siehe S. 72) herangezogen werden: *Recall* (auch: Vollständigkeitsquote, Ausbeute) ist dabei der Anteil der erzeugten Empfehlungen an den möglichen tatsächlich sinnvollen Empfehlungen und *Precision* der Anteil relevanter Empfehlungen an allen erzeugten Empfehlungen.<sup>350</sup>

### 2.4.3 Architektur von Empfehlungssystemen

Ein allgemeines Modell für einen Empfehlungsprozess beschreiben (Terveen, et al., 2001 S. 289f), siehe Abbildung 26.

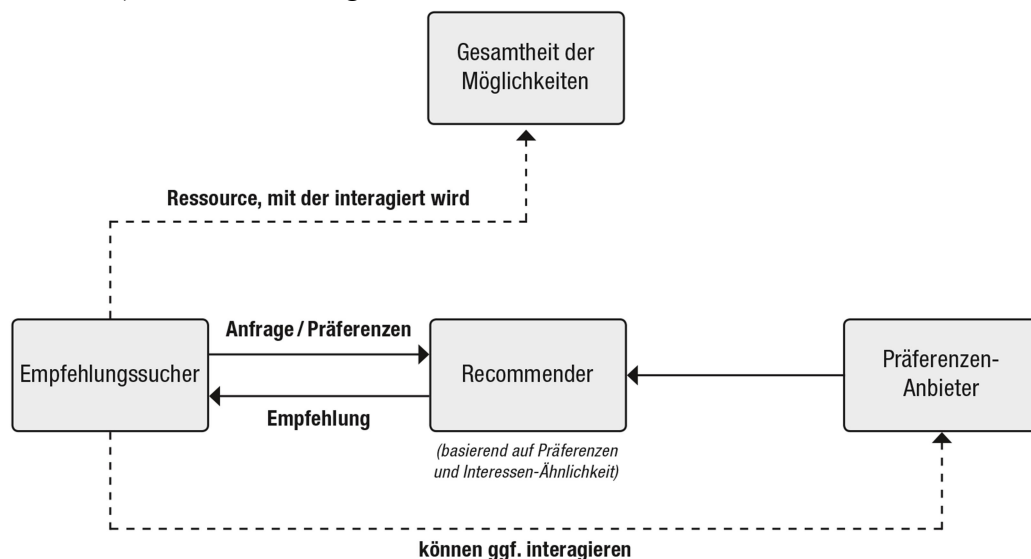


Abbildung 26: Modell Empfehlungsprozess (Höhfeld, et al., 2007 S. 266)

<sup>348</sup> Vgl. (Herlocker, et al., 2004 S. 19; Ziegler, 2005 S. 16ff).

<sup>349</sup> (Fouss, et al., 2008 S. 735; Herlocker, et al., 2004 S. 41)

<sup>350</sup> (Yang, et al., 2005 S. 42), vgl. (Baeza-Yates, et al., 1999 S. 75)

Darin werden Empfehlungen des Systems (aufgefordert oder unaufgefordert) auf Basis von Nutzerpräferenzen (des aktiven oder anderer Nutzer) abgegeben.

Dieser grundlegende Prozess spiegelt sich in den unterschiedlichen Architektur- ausprägungen der Empfehlungssysteme wider, so z.B. bei dem Web-basierenden Empfehlungssystem des GroupLens Forschungsprojektes<sup>351</sup> (siehe Abbildung 27). Die Präferenzen werden dabei über Ratings, also Bewertungen, ausgedrückt.

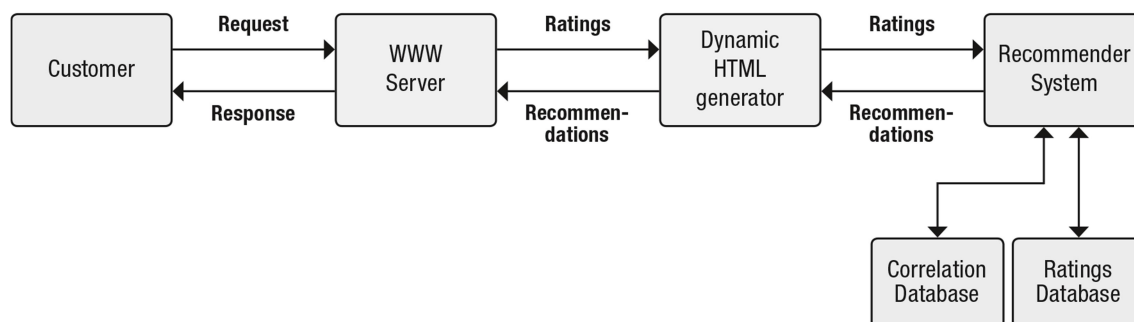


Abbildung 27: Architektur GroupLens Empfehlungssystem (Sarwar, et al., 2000 S. 2)

Empfehlungssysteme lassen sich nach (Breese, et al., 1998 S. 45ff) grundsätzlich mit zwei unterschiedlichen Ansätzen implementieren: Speicher-basiert (Memory-based oder auch Heuristic-based) oder Modell-basiert (Model-based). Speicher-basierte Verfahren beinhalten eine Datenbasis der Präferenzen aller Nutzer für alle Objekte, und benutzen diese zur Berechnung jeder Empfehlung. Im Gegensatz dazu erzeugen Modell-basierte Verfahren zuerst ein Modell des Nutzerverhaltens und errechnen die Empfehlungen daraus. Speicher-basierte Verfahren sind einfacher, und es ist leicht, weitere Daten hinzuzufügen. Dafür wächst der Speicher- und Rechenaufwand mit dem wachsenden Datenbestand. Modell-basierte Systeme haben diese Nachteile nicht und erlauben möglicherweise zusätzlich die Ableitung expliziter Erklärungen für bestimmte Empfehlungen. Dafür kann das Hinzufügen neuer Daten eine aufwändige Neuberechnung des Modells erfordern.<sup>352</sup>

Empfehlungssysteme sind (Teile von) Informationssysteme(n). Beim technischen Aufbau finden abhängig vom Anforderungsprofil unterschiedliche Architektur-Paradigmen für Informationssysteme Anwendung, z.B. Service-orientierte Ansätze (z.B. bei (Lommatzsch, 2009)) oder Client-Server-Architekturen (z.B. bei (McDonald, et al., 2000)).

Die konkreten Umsetzungen des Empfehlungsprozesses werden durch die Anforderungen der gewählten Verfahren bestimmt. So zeigt Abbildung 28 den Aufbau eines Trust-Aware Recommender Systems, bei dem ein Recommender auf Basis von Collaborative Filtering um eine Trust-Komponente erweitert wurde.

<sup>351</sup> (Resnick, et al., 1994)

<sup>352</sup> (Pennock, et al., 2000 S. 473)

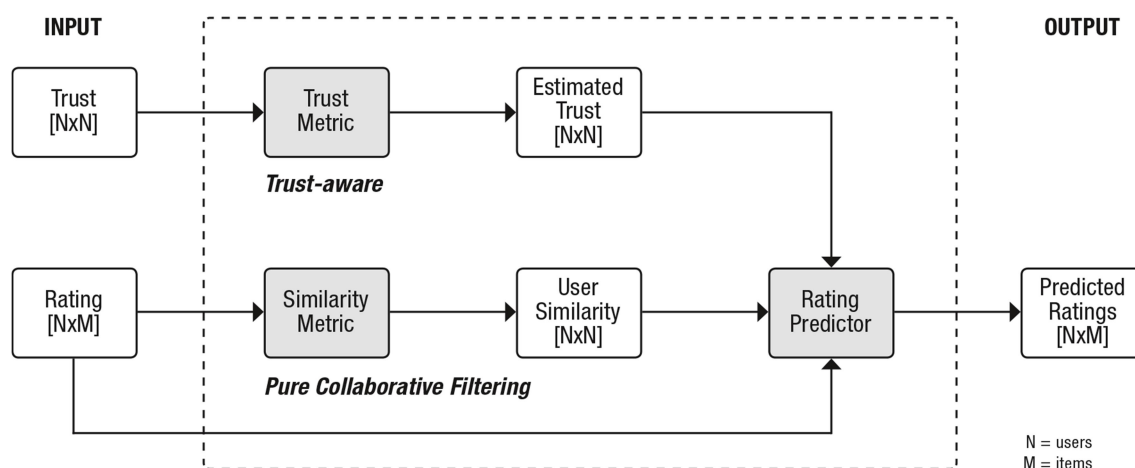


Abbildung 28: Architektur eines Trust-Aware Recommender Systems (Massa, et al., 2004 S. 501)

## 2.4.4 Empfehlungssystem-Kategorien

Es gibt eine Reihe an Klassifikationen von Recommender-Systemen, z.B. (Resnick, et al., 1997 S. 56ff) und (Schafer, et al., 1999 S. 158ff).

Eine Einteilung auf Basis der verwendeten Daten<sup>353</sup> führt zu den drei Klassen Nutzerbasiert (C, Collaborative Filtering), Ressourcenbasiert (S, siehe Content-based Filtering) und gemischte Systeme (H, Hybride Empfehlungssysteme).

Eine Kategorisierung nach der Architektur (vgl. Abschnitt 2.4.3) ermöglicht die Unterscheidung in die beiden Klassen Speicher-basierte und Modell-basierte Empfehlungssysteme.

Nach (Burst, 2002 S. 332) lassen sich Empfehlungssysteme auf Basis der verwendeten (Zusatz-)Informationen (i -Background), der von Nutzern bereitgestellten Daten (ii - Input) und des verwendeten Verfahrens zur Kombination von Zusatzinformation und Nutzer-Daten (iii - Prozess) gliedern, dadurch ergeben sich zusätzlich zu den genannten die folgenden drei weiteren Kategorien: Wissens-, Demographie- und Nützlichkeits-basierte Empfehlungssysteme (Knowledge-, Demographic-, Utility-based Recommender Systems).

Zu einer weiteren Kategorie haben sich in den letzten Jahren Vertrauens-basierte (Trust-based) Empfehlungssysteme entwickelt.<sup>354</sup>

Eine gegenüber (Burst, 2002 S. 2) um diese erweiterte Übersicht zeigt Tabelle 10.

<sup>353</sup> (Adomavicius, et al., 2005 S. 742), (Klahold, 2009 S. 2)

<sup>354</sup> Vgl. (Massa, et al., 2007 S. 17ff).

Kategorie	Background	Input	Prozess
<b>Collaborative</b>	Bewertungen von Nutzern C zu Objekten in S	Bewertungen von Nutzer c von Objekten in S	Ermittle ähnliche Nutzer zu c und extrapoliere aus deren Bewertungen die Empfehlungen aus S
<b>Content-based</b>	Eigenschaften der Objekte in S, Bewertungen von Nutzern C zu Objekten in S	Bewertungen von Nutzer c von Objekten in S	Ermittle und verwende einen Klassifikator für S, der zu C's Bewertungsverhalten passt
<b>Demographic</b>	demographische Informationen zu Nutzern C, Bewertungen von Nutzern C zu Objekten in S	Demographische Informationen zu Nutzer c	Ermittle Nutzer, die demographisch zu c ähnlich sind, und extrapoliere aus deren Bewertungen die Empfehlungen aus S
<b>Utility-based</b>	Eigenschaften der Objekte in S	Nützlichkeitskriterium/-funktion über Objekte in S, welche die Wünsche von Nutzer c beschreibt	Anwendung der Funktion auf die Objekte in S und bestimme den Rang von s
<b>Knowledge-based</b>	Eigenschaften der Objekte in S, Wissen, wie die Objekte die Nutzeranforderungen erfüllen	Beschreibung der Anforderungen von Nutzer c	Bringe Nutzeranforderungen und Objekteigenschaften unter Nutzung des Wissens zur Übereinstimmung
<b>Trust-based</b>	Trust- Informationen zu Nutzern C, Bewertungen von Nutzern C zu Objekten in S	Trust- Information zu Nutzer c	Ermittle vertrauenswürdige Nutzer aus C und extrapoliere aus deren Bewertungen die Empfehlungen aus S

Tabelle 10: Empfehlungssystem-Kategorien nach (Burst, 2002 S. 2), erweiterte Darstellung

Beim *Collaborative Filtering* (CF) werden Empfehlungen auf der Grundlage des Nutzerverhaltens erzeugt. Diese werden als Profile angelegt und verglichen. Dabei

können Muster gefunden werden, nach denen sich die Nutzer in Gruppen ähnlichen Verhaltens einteilen lassen. Es werden dann die Objekte empfohlen, die für Nutzer aus der gleichen Gruppe bereits als passend bewertet wurden. Dieses Verfahren ist unabhängig von den Eigenschaften der Objekte. Voraussetzung ist das Vorhandensein von ausreichend vielen Bewertungen zu jedem Objekt und damit oft eine sehr große Anzahl von Nutzern. Gerade bei neu hinzugekommenen Objekten fehlen diese. Bei sehr vielen Objekten können die Nutzer nur sehr wenige Bewertungen erzeugen, so dass selbst bei großer Nutzerzahl die Anzahl Bewertungen pro Objekt gering („karge“ Daten, „Sparse Data“-Problem) und potentiell stark gestreut ist. Letzteres ist ein Problem, weil dann einzelne, stark vom Mittelwert abweichende Bewertungen die Empfehlungen übermäßig beeinflussen. Objekte ohne Bewertungen können durch Collaborative Filtering nicht empfohlen werden, neu hinzu gekommene Objekte müssen erst Bewertungen erhalten, bevor sie empfohlen werden können (Dieses Problem kann z.B. durch Experten-Bewertungen adressiert werden). Sind ausreichend Daten vorhanden, erzeugt Collaborative Filtering gute Empfehlungen.<sup>355</sup> Weitere Probleme sind wertlose Empfehlungen: Empfehlungen, die sehr sicher zutreffen, haben oft einen geringen Wert für den Nutzer, weil sie nur das Verhalten vorschlagen, was ohnehin stattfindet. Dem kann man durch das Nutzen der Entropie der Bewertungen zur Berechnung der Empfehlungen entgegenwirken.<sup>356</sup> Weitere Probleme ergeben sich aus dem Kontext – z.B. wenn das Verhalten zeitliche Abhängigkeiten besitzt oder der Nutzer für Dritte handelt. Dem kann z.B. durch das Hinzufügen von Regeln begegnet werden.<sup>357</sup>

Das Problem möglicherweise unpassender Empfehlungen lässt sich mildern, indem dem Nutzer angezeigt wird, warum bestimmte Empfehlungen erzeugt wurden, damit dieser die Empfehlung bewusst ignorieren kann.<sup>358</sup>

Collaborative Filtering lässt sich Speicher-basiert und Modell-basiert realisieren (siehe S. 62): Bei Speicher-basierten Verfahren werden mit Ähnlichkeitsmaßen ähnliche Nutzer gesucht und anschließend geprüft, welche passenden Objekte es für diese gibt (User-based Filtering) oder umgekehrt (Item-based Filtering). Die Entscheidung für eine der beiden Varianten fällt aus Geschwindigkeitsgründen (entsprechend der Anzahl der Objekte bzw. Nutzer).<sup>359</sup>

Bei *Content-based* Empfehlungssystemen werden Empfehlungen auf Grundlage der Eigenschaften der Objekte erzeugt (Content Based Filtering – CBF). Der Nutzer besitzt ein Suchprofil (oder stellt ein solches zusammen), und das Empfehlungssystem wählt die Objekte aus, deren Attribute zu denen des Suchprofils passen. Ein Vorteil dieses Verfahrens ist der geringe Initialisierungsaufwand – neue Objekte können sofort empfohlen werden.

Bei *Knowledge-based* Systemen werden Empfehlungen auf Grundlage von Expertenwissen erzeugt. Ihr zusätzliches Wissen über Nutzer, Objekte und ihre

---

<sup>355</sup> (Good, et al., 1999 S. 2)

<sup>356</sup> Vgl. (Rashid, et al., 2002 S. 127ff), (Breidert, 2002 S. 72).

<sup>357</sup> Vgl. (Tuzhilin, et al., 1999 S. 1).

<sup>358</sup> (Herlocker, et al., 2000 S. 242)

<sup>359</sup> (Fouss, et al., 2008 S. 735)

Beziehungen wird durch „Knowledge Engineering“ in Form von zusätzlichen Attributen zu den Nutzern und Objekten hinzugefügt.<sup>360</sup>

*Demografie-basierte* Empfehlungssysteme erzeugen Empfehlungen auf der Grundlage von Alter<sup>361</sup>, Geschlecht und Einkommen der Nutzer<sup>362</sup>. Es ist im Marketing weit verbreitet.<sup>363</sup> Zusätzlich können Gebietsangaben, Bildung, Beschäftigungsstatus einbezogen sein. Demografische Daten können benutzt werden, um Collaborative Filtering Techniken zu ergänzen.<sup>364</sup>

*Utility-based* Empfehlungssysteme erzeugen Empfehlungen passend zu einer vom Nutzer vorgegebenen Nutzen-Funktion. Diese kann für jeden Nutzer verschieden sein, bleibt aber über die Zeit unverändert.<sup>365</sup>

Eine neuere Entwicklung sind *Trust-based* Empfehlungssysteme: Mit dem Aufkommen von Web 2.0<sup>366</sup> und sozialen Netzen<sup>367</sup> werden zunehmend Konzepte des Vertrauens (Trust) für Empfehlungssysteme genutzt.<sup>368</sup>

(Marsh, 1994) hat als einer der ersten ein Berechnungsmodell für Trust in der Informatik-Literatur beschrieben. Zuvor wurden die Begriffe Vertrauen und Reputation auch schon in den Bereichen der Szientometrie<sup>369</sup> und der Ökonomie<sup>370</sup> verwendet.<sup>371</sup>

Es existiert deshalb eine Vielzahl unterschiedlicher Definitionen für Trust, vgl. (Golbeck, 2005 S. 31ff), (Kinatader, 2003 S. 3). Häufig verwendet wird z.B. die Definition von (Gambetta, 2000 S. 216): „...trust (or, symmetrically, distrust) is a particular level of the subjective probability<sup>372</sup> with which an agent assesses that another agent or group of agents will perform a particular action...“.

---

<sup>360</sup> (Burke, et al., 1999 S. 69), (Burke, 2000)

<sup>361</sup> Vgl. (Lutherdt, et al., 2009 S. 98).

<sup>362</sup> Vgl. (Pazzani, 1999 S. 393ff).

<sup>363</sup> (Blechschiidt, 2011 S. 12)

<sup>364</sup> (Adomavicius, et al., 2005 S. 740), insbesondere bei Auftreten des Sparse-Daten-Problems

<sup>365</sup> (Blechschiidt, 2011 S. 12), (Huang, 2008 S. 2)

<sup>366</sup> Der Begriff Web 2.0 wurde von O'Neill 2004 auf der gleichnamigen Konferenz geprägt (O'Reilly, 2005), um auf neue Entwicklungen im Internet hinzuweisen. In der Literatur ist der Begriff nicht einheitlich definiert. Einerseits werden darunter eine Reihe von Technologien verstanden, andererseits Verhaltensänderungen von Internetnutzern. Das Web 2.0 wird charakterisiert durch (1) Mitmach-Plattformen für User Generated Content, (2) neue interaktive Kommunikationsinstrumente und (3) eine neue, aktive Rolle des Anwenders. (Stanoevska-Slabeva, 2008 S. 15ff)

<sup>367</sup> Nach (Boyd, et al., 2007 S. 211) ist ein webbasierendes soziales Netzwerk ein begrenztes System, welches es einzelnen Nutzern erlaubt, (1) ein öffentliches oder halb-öffentliches Profil zu erstellen, (2) eine Liste verbundener Nutzer festzulegen, sowie (3) die Liste ihrer Verbindungen und die Verbindungen Anderer einzusehen und diesen zu verfolgen.

<sup>368</sup> Vgl. (Ziegler, et al., 2004; Montaner, et al., 2002; Kinatader, 2003; Willems, 2009).

<sup>369</sup> Vgl. (Garfield, 1955 S. 108ff).

<sup>370</sup> Vgl. (Kreps, et al., 1982 S. 253ff).

<sup>371</sup> (Mui, et al., 2002 S. 2432)

<sup>372</sup> „Subjective Probability“, beschreibt dabei nicht die (objective) Wahrscheinlichkeit im mathematischen Sinne, sondern einen subjektiven Grad des Glaubens an ein bestimmtes Verhalten. (Abdul-Rahman, et al., 2000 S. 10f)

---



Eine leicht veränderte Definition stammt von (Mui, et al., 2002 S. 2436): „Trust: a subjective expectation an agent has about anothers future behavior based on the history of their encounters”.

Man unterscheidet impliziten und expliziten Trust. Expliziter Trust wird vom Nutzer gezielt ausgedrückt, während impliziter Trust anhand bestimmter Indizien errechnet wird (z.B. Anzahl ausgetauschter E-Mails). Expliziter Trust wird als transitiv betrachtet. Direkter Trust ist der vom Nutzer selbst stammende, indirekter Trust der über ihn abgeleitete Trust (seiner verbundenen Nutzer).<sup>373</sup>

Trust wird über Trust-Metriken gemessen. Diese kann man in lokale (wie sehen einzelne User andere Nutzer) und globale Metriken (Reputation: Wie sieht die gesamte Community einen Nutzer?) unterscheiden.<sup>374</sup> Wichtige lokale Metriken sind Advogato maximum flow trust metric<sup>375</sup> und die Appleseed trust metric<sup>376</sup>.

Grundlegende Ansätze zu Trust-Metriken wurden bereits in den 90er Jahren im Bereich der Computer-Sicherheit im Bereich Public Key Infrastructure (PKI)<sup>377</sup> geschaffen.<sup>378</sup>

In der Literatur wird Trust auf unterschiedliche Art für Empfehlungssysteme eingesetzt: Einerseits wird Trust im Sinne von persönlichem Vertrauen, das aus sozialen Beziehungen entsteht, für die Empfehlungserzeugung einbezogen.<sup>379</sup> Diese Empfehlungssysteme werden als Trust-based oder Trust-aware bezeichnet.<sup>380</sup>

Dabei variiert der Grad der Verwendung der Trust-Information, z.B. indem nur Trust zur Auswahl der Nutzer, aus deren Daten die Empfehlung berechnet wird, verwendet wird, oder indem in hybriden Systemen mit Collaborative Filtering ähnliche Nutzer mit ihrem Trust gewichtet oder ausgewählt werden.<sup>381</sup>

Die Basis der Verwendung von Trust für CF ist in diesen Fällen, dass eine Korrelation zwischen Trust und Nutzer-Ähnlichkeit besteht. Man ist in der Regel mit Menschen verbunden, mit denen man Meinungen, Interessen und Haltungen teilt, also Ähnlichkeiten hat. (Abdul-Rahman, et al., 2000) postulieren für einen bestimmten Kontext (Lesergemeinschaften), dass Nutzer vorwiegend soziale Beziehungen mit Menschen gleicher Einstellung entwickeln.<sup>382</sup>

Durch die Einbeziehung von Trust in CF-basierte Empfehlungssysteme kann das sparsity-Problem und das „New-User Cold-Start Problem“ (für Nutzer, die noch keine oder wenige Bewertungen abgegeben haben, ähnliche Nutzer zu ermitteln) gemildert<sup>383</sup>,

---

<sup>373</sup> (Jamali, et al., 2009 S. 399)

<sup>374</sup> (Massa, et al., 2007 S. 19)

<sup>375</sup> Vgl. (Levien, et al., 2002).

<sup>376</sup> Vgl. (Ziegler, 2005 S. 67ff).

<sup>377</sup> Vgl. (Zimmermann, 1995).

<sup>378</sup> (Ziegler, et al., 2004 S. 84)

<sup>379</sup> (DuBois, et al., 2009 S. 1), (O'Donovan, et al., 2005 S. 167)

<sup>380</sup> (Massa, et al., 2007 S. 17)

<sup>381</sup> (Massa, et al., 2007 S. 20f)

<sup>382</sup> (Ziegler, et al., 2004 S. 251) belegen diesen Zusammenhang empirisch anhand einer eng verbundenen realen Online Community mit spezifischer Anwendung (<http://www.allconsuming.net>).

<sup>383</sup> Vgl. (Pitsilis, et al., 2009 S. 33).

Anfälligkeiten von CF-Verfahren gegenüber Manipulation beseitigt<sup>384</sup> („erfundene“ Nutzer haben keine sozialen Beziehungen) und die Transparenz (der Nutzer weiß, woher die Empfehlungen kommen) der Empfehlungen erhöht werden.

Eine Untersuchung der Auswirkungen der Nutzung der unterschiedlichen Beziehungstypen „Freundschaft“ und „Mitgliedschaft“ in Collaborative-Filtering-Recommendern in (Yuan, et al., 2009 S. 49ff) unter Verwendung eines Graphen-Modells zeigte Verbesserungen der Empfehlungsgenauigkeit. Die Fragestellung, ob in sozialen Netzen verbundene Nutzer über die Beziehung hinaus Interessen teilen, und ob ihre Entscheidungen durch Entscheidungen von verbundenen Nutzen beeinflusst werden, untersuchen (Lee, et al., 2009 S. 71ff).

Andererseits findet Trust im Sinne von Vertrauen in die Empfehlungen (in die Kompetenz) eines Nutzers ohne persönliche Bindung Verwendung<sup>385</sup>. Dafür müssen Informationen zur Qualität der Empfehlungen einzelner Nutzer vorliegen, z.B. als Reputation („Arzt“) oder als Rating von Empfehlungen („War diese Bewertung für sie hilfreich?“).

#### **2.4.4.1 Hybride Empfehlungssysteme**

Die Vermeidung der in Tabelle 11 gezeigten Schwächen der unterschiedlichen Empfehlungssystem-Kategorien motivieren die kombinierte Verwendung der Ansätze.

Die dadurch entstehenden Empfehlungssysteme werden als Hybrid bezeichnet.<sup>386</sup> Verschiedene Empfehlungssysteme kombinieren mehrere Verfahren, insbesondere Collaborative Filtering und Content- oder Knowledge-based Methoden.<sup>387</sup> Zur Kategorisierung der Kombinationen gibt es unterschiedliche Ansätze, (Burst, 2002 S. 10) unterscheidet sieben Hybridisierungs-Methoden (die wiederum ebenfalls kombiniert werden können):

1. Gewichtet: numerische Kombination der Ergebnisse verschiedener Recommendation-Verfahren
2. Gemischt: Empfehlungen verschiedener Verfahren werden gemeinsam dargestellt.
3. Auswahl: Das System wählt zwischen verschiedenen Empfehlungsverfahren und wendet die ausgewählten an.
4. Merkmal-Kombination: Merkmale verschiedener Wissensbasen werden kombiniert und von einem einzelnen Empfehlungsverfahren benutzt.
5. Kaskade: Ein Recommender verfeinert die Empfehlungen eines anderen.
6. Merkmal-Anreicherung: Mit einem Empfehlungsverfahren wird ein Merkmal berechnet, welches wiederum eine Eingabe für ein anderes Empfehlungsverfahren ist.
7. Meta-Level: Ein Empfehlungsverfahren wird angewendet und erzeugt ein Modell, welches als Eingabe für das nächste Verfahren dient.

---

<sup>384</sup> Vgl. z.B. (Lam, et al., 2004 S. 393).

<sup>385</sup> Vgl. (Guha, 2003 S. 1ff).

<sup>386</sup> (Burst, 2002 S. 1)

<sup>387</sup> Vgl. (Adomavicius, et al., 2005 S. 740).

Kategorie	Vorteile	Nachteile
<b>Collaborative</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (A) kann Genre-übergreifende Nischen erfassen</li> <li>- (B) kein Domain-Wissen erforderlich</li> <li>- (C) adaptiv- passt sich mit der Zeit an</li> <li>- (D) implizites feedback ausreichend</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (I) Problem mit neuen Nutzern</li> <li>- (J) Problem mit neuen Objekten</li> <li>- (K) Manipulationsprobl.</li> <li>- (L) Qualität hängt von großem historischen Datenbestand ab</li> <li>- (M) Antagonismus Stabilität vs. Plastizität</li> </ul>
<b>Content-based</b>	- (B), (C), (D)	- (I), (L), (M)
<b>Demographic</b>	- (A), (B), (C)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (I), (K), (L), (M)</li> <li>- (N) benötigt demographische Daten</li> </ul>
<b>Utility-based</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (E) keine Anlauf-Phase</li> <li>- (F) sensitiv für Änderungen von Vorlieben</li> <li>- (G) kann Eigenschaften einbeziehen, die nicht produktbezogen sind</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (O) Nutzer muss Nutzenfunktion vorgeben</li> <li>- (P) lernt nicht</li> </ul>
<b>Knowledge-based</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (E), (F), (G)</li> <li>- bildet Nutzeranforderungen auf Produkte ab</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (P)</li> <li>- Knowledge Engineering erforderlich</li> </ul>
<b>Trust-based</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (A), (B), (C), (D), (E)</li> <li>- (Q) erschwert Manipulation</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- (R) Trust- Daten erforderlich</li> <li>- (S) mögliche Datenschutz-Probleme</li> </ul>

Tabelle 11: Vor- und Nachteile der Empfehlungssystem-Kategorien nach (Burst, 2002 S. 6), eigene, ergänzte Darstellung

Tabelle 12 stellt eine Übersicht möglicher bzw. bereits umgesetzter Kombinationen nach (Burke, 2007 S. 381) dar, wenn man Kombinationen von Verfahren gleichen Typs nicht betrachtet.<sup>388</sup>

Mehrfach wurde empirisch gezeigt, dass hybride Empfehlungssysteme bessere Empfehlungen als reine Ansätze liefern, z.B. durch (Balabanovic, et al., 1997 S. 66ff), (Melville, et al., 2002 S. 187ff), (Pazzani, 1999 S. 393ff) und (Burst, 2002 S. 6).<sup>389</sup>

<sup>388</sup> Kombinationen von Verfahren gleichen Typs gibt es – z.B. PickAFlick (Burke, et al., 1997 S. 32ff).

	Gewichtet	Gemischt	Auswahl	MK	Kaskade	MA	Meta
CF/CN							
CF/DM							
CF/KB							
CN/CF							
CN/DM							
CN/KB							
DM/CF							
DM/CN							
DM/KB							
KB/CF							
KB/CN							
KB/DM							

MK = Merkmal-Kombination, MA= Merkmal-Anreicherung

CF = Collaborative Filtering, CN=Content-basiert, DM= Demographic, KB=Knowledge-/Utility-basiert

	Implementiert
	Redundant, da nicht Reihenfolge-abhängig
	Nicht möglich

Tabelle 12: mögliche Hybrid-Kombinationen nach (Burke, 2007 S. 381)

## 2.4.5 Techniken für Empfehlungsverfahren

Bei der Umsetzung der Empfehlungsverfahren (Recommender) kommen die unterschiedlichsten Techniken des maschinellen Lernens zum Einsatz, z.B. Bayes'sche Netze, Clustering, Entscheidungsbäume, künstliche Neuronale Netze, Information-Retrieval-Techniken, Nächster Nachbar, Graphen-Theorie, Lineare Regression und vielfältige probabilistische Modelle.

In der Forschung liegt ein großer Schwerpunkt auf der Entwicklung und Verbesserung der Algorithmen.<sup>390</sup>

Einen guten Überblick über den Stand der Forschung bei Empfehlungssystemen und den aktuell eingesetzten Techniken findet man bei (Adomavicius, et al., 2005 S. 734).

Eine Übersicht zu den Schwerpunkten der bei unterschiedlichen Empfehlungssystemkategorien verwendeten Techniken liefert Tabelle 13.

<sup>389</sup> Vgl. auch (Adomavicius, et al., 2005 S. 741).

<sup>390</sup> Vgl. (Herlocker, et al., 2004 S. 5ff).

Kategorie	Verfahren	Ausgew. Referenzen
Content	TF-IDF Clustering Bayes-Klassifikatoren Entscheidungsbäume Clustering Künstliche neuronale Netze Kalman-Filter Fuzzy-Logik	(Pazzani, et al., 1997) (Lang, 1995) (Balabanovic, et al., 1997) (Agarwal, et al., 2008) (Yager, 2003) (Cao, et al., 2007)
Collaborative	Nächster Nachbar Clustering Graphen Bayes'sche Netze Clustering künstliche neuronale Netze Lineare Regression Wahrscheinlichkeitsmodelle Dempster-Shafer-Modelle	(Resnick, et al., 1994) (Shardanand, et al., 1995) (Breese, et al., 1998) (Aggarwal, et al., 1999) (Pennock, et al., 2000) (Sarwar, et al., 2001) (Ungar, et al., 1998) (Chen, et al., 1999) (Getoor, et al., 1999) (Kumar, et al., 2001) (Pavlov, et al., 2002) (Hofmann, 2003) (Martin, et al., 2003) (Si, et al., 2003) (Shani, et al., 2005) (Wickramaratne, et al., 2008)
Utility	Multi-Attributive Objektbewertung (Multi- Attribute Utility Theory, MAUT)	(Schütz, 2001) (Schäfer, 2001) (Guttman, et al., 1998)
Knowledge	Fall-basiertes Schließen Entscheidungsunterstützung Entscheidungsbäume Fuzzy-Logik	(Burke, 2000) (Yager, 2003)
Demographic	Clustering Winnow-Algorithmus	(Krulwich, 1997) (Pazzani, 1999)
Trust	Graphen Clustering Page Rank Spreading Activation Models	(Golbeck, 2005) (DuBois, et al., 2009) (Guha, 2003) (Ziegler, et al., 2004)

Kategorie	Verfahren	Ausgew. Referenzen
	Dempster-Shafer-Modelle	(Jiang, et al., 2004)
Hybride	Kombinationen der genannten Verfahren (siehe S. 68)	(Balabanovic, et al., 1997) (Burke, 2007) (Good, et al., 1999) (Melville, et al., 2002) (Golbeck, 2005) (Massa, et al., 2007) (Levien, et al., 1998 S. 229) (Chu, et al., 2009) (Zhang, et al., 2010) (Park, et al., 2006)

Tabelle 13: Klassifikation Recommender-Techniken, Kombination nach (Adomavicius, et al., 2005 S. 742) und (Burst, 2002), aktualisiert u. ergänzt

#### 2.4.5.1 Information-Retrieval-Techniken

Information Retrieval ist die Wissenschaft, die Technik und der Praxisbereich des Suchens und Findens von Informationen.<sup>391</sup>

In diesem Bereich wurden Maße zur Bestimmung von Dokumenten-Ähnlichkeit (z.B. einer Suchanfrage zu einer Menge an Dokumenten) entwickelt, die in Empfehlungssystemen verwendet werden können. Ein häufig eingesetztes Maß ist dabei TF-IDF als das Produkt aus (normalisierter) Termhäufigkeit (TF - Term Frequency) und inverser Dokumenthäufigkeit (IDF - Inverse Document Frequency).<sup>392</sup>

Die Grundannahme ist dabei, dass für ein Schlüsselwort ein Dokument aus einer Menge an Dokumenten dann relevant ist, wenn es in diesem Dokument möglichst häufig (TF) und in anderen Dokumenten möglichst selten vorkommt (IDF).<sup>393</sup>

Die normalisierte Termhäufigkeit  $TF_{i,j}$  für einen Term  $t_i$  und einem Dokument  $d_j$  aus einer Menge von Dokumenten wird wie folgt berechnet:

$$TF_{i,j} = \frac{f_{i,j}}{\max_z f_{z,j}} \quad (3)$$

Wobei  $f_{i,j}$  angibt, wie oft Term  $t_i$  in Dokument  $d_j$  vorkommt und  $\max_z f_{z,j}$  das Vorkommen des häufigsten Terms  $t_z$  in  $d_j$  beschreibt.

<sup>391</sup> (Stock, 2006 S. 2)

<sup>392</sup> (Baeza-Yates, et al., 1999 S. 29)

<sup>393</sup> (Lang, 1995 S. 2)

Die inverse Dokumenthäufigkeit  $IDF_i$  für einen Term  $t_i$  und  $N$  Dokumenten errechnet sich dann durch

$$IDF_i = \log\left(\frac{N}{n_i}\right) \quad (4)$$

wobei  $n_i$  die Zahl der Dokumente ist, in denen  $t_i$  vorkommt.

Für TF und IDF gibt es jeweils unterschiedliche Varianten, vgl. z.B. (Stock, 2006 S. 322ff).

TF-IDF wird für Content-Filtering eingesetzt, indem Dokumente durch Vektoren der Gewichte ihrer Terme aufgefasst werden (Vektor-Modell). Die Bestimmung der Ähnlichkeit von Dokumenten kann dann über einen Vergleich der Vektoren erfolgen.<sup>394</sup>

#### 2.4.5.2 Winnow Algorithmus

Der Winnow Algorithmus entstammt ebenfalls dem Bereich Information Retrieval. Er dient dazu, relevante Eigenschaften aus einer Vielzahl möglicher Attribute zu identifizieren.<sup>395</sup>

Empirisch wurden gute Ergebnisse bei der Text-Klassifikation belegt.<sup>396</sup> Dabei wird jedes Wort (oder ein Paar von Worten) als Boolesche Funktion betrachtet. Der Winnow-Algorithmus lernt Gewichte  $w_i$  für jedes Wort  $x_i$ , um eine lineare Schwellenfunktion zu bilden:

$$\sum w_i x_i > \tau \quad (5)$$

wobei  $\tau$  die Schwelle ist.

Alle Gewichte werden mit 1 initialisiert. Anschließend wird jedes Trainingsbeispiel betrachtet, indem die Summe der Gewichte aller Wörter des Dokuments (d.h. Wort vorhanden:  $x_i = 1$ , nicht vorhanden:  $x_i = 0$ ) berechnet wird. Ist die Summe oberhalb der Schwelle und der Nutzer findet es unpassend, wird das Gewicht aller enthaltenen Wörter (mit  $x_i = 1$ ) durch 2 geteilt. Ist die Summe unterhalb der Schwelle und der Nutzer findet das Dokument passend, werden alle Gewichte mit 2 multipliziert. Andernfalls ist das Dokument korrekt qualifiziert. Die Trainingsbeispiele werden so lange betrachtet, bis alle Dokumente richtig klassifiziert sind (oder sie 10-mal betrachtet wurden, ohne dass sich eine Veränderung der Trennschärfe ergeben hat).

Aufgrund der Multiplikationsregel konvergiert das Verfahren rasch zu einem Satz von Gewichten, die typischerweise hohe Gewichte bei einem geringen Prozentsatz der Worte aufweisen.<sup>397</sup>

#### 2.4.5.3 Nächster Nachbar

Nächster Nachbar (Nearest Neighbour): Beim Collaborative Filtering wird ein Maß für den „Abstand“ zwischen Nutzern benutzt, um festzustellen, welche Nutzer ähnlich sind,

---

<sup>394</sup> Vgl. z.B. (Lang, 1995 S. 331ff).

<sup>395</sup> (Blum, et al., 1995 S. 32ff)

<sup>396</sup> (Lewis, et al., 1996 S. 298ff)

<sup>397</sup> (Pazzani, 1999 S. 399)

also bezüglich dieses Maßes die geringste Distanz haben.<sup>398</sup> Die verbreitetsten Maße sind der Korrelationskoeffizient (auch: Korrelationswert, Pearsonscher Maßkorrelationskoeffizient, Pearson-Korrelation,<sup>399</sup> der mittlere Quadratfehler (Mean Squared Error)<sup>400</sup> und der Cosinus-Abstand<sup>401</sup>.

Bei der Verwendung des Cosinus-Maßes für CF werden nutzerbezogene Daten als Attributvektoren aufgefasst und die Richtung verglichen (siehe Abbildung 29). Zwei Nutzer sind sich um so ähnlicher, je ähnlicher die Richtung ihrer Attributvektoren sind, d.h. je kleiner der Winkel zwischen den beiden Vektoren ist (Formel (6)). Sind alle Attributwerte positiv, liefert der Cosinus-Abstand Werte im Intervall  $[0;1]$ , wobei zwei Nutzer umso ähnlicher sind, desto größer der Wert ist.

Das Cosinus-Maß wird auch im Zusammenhang mit TF-IDF eingesetzt. Dort wird allerdings nicht der Abstand zwischen Nutzer-Attribut-Vektoren bestimmt, sondern der zwischen Content-Objekten.<sup>402</sup>

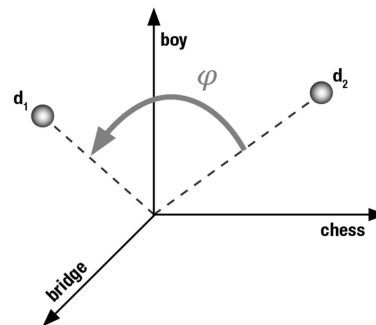


Abbildung 29: Cosinus-Maß (Granitzer, 2008 S. 44)

$$\text{sim}(\vec{d}_i, \vec{d}_j) = \frac{(\vec{d}_i \cdot \vec{d}_j)}{|\vec{d}_i| \cdot |\vec{d}_j|} = \frac{\sum_{k=1}^{|D|} w_{j,k} \cdot w_{i,k}}{\sqrt{\sum_{k=1}^{|D|} w_{j,k}^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^{|D|} w_{i,k}^2}} \quad (6)$$

Es gibt zahlreiche weitere Abstandsmaße, z.B. Euklid-Distanz (siehe Abbildung 30, Formel (7)), Clark-Distanz, Canberra-Distanz oder die Brey-Curtis-Distanz.<sup>403</sup>

<sup>398</sup> (Adomavicius, et al., 2005 S. 738f), Vgl. (Schwaiger, 2006 S. 114)

<sup>399</sup> Vgl. (Teschl, et al., 2007 S. 211ff), (Resnick, et al., 1994 S. 184), (Shardanand, et al., 1995 S. 210ff).

<sup>400</sup> Vgl. z.B. (Shardanand, et al., 1995 S. 210ff).

<sup>401</sup> Vgl. (Sarwar, et al., 2001 S. 288).

<sup>402</sup> Vgl. (Adomavicius, et al., 2005 S. 739).

<sup>403</sup> Vgl. (Schwaiger, 2006 S. 115).



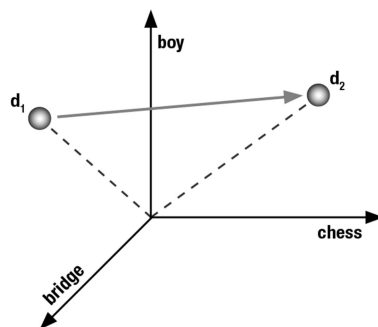


Abbildung 30: Euklid-Distanz (Granitzer, 2008 S. 46)

$$dist_{euclidean}(\vec{d}_i, \vec{d}_j) = \sqrt{(w_{i,k} - w_{j,k})^2} \quad (7)$$

#### 2.4.5.4 Graphentheoretische Ansätze

Bei einem graphentheoretischen Ansatz nach (Aggarwal, et al., 1999 S. 203) müssen im Gegensatz zu den vorgenannten Abstandsmaßen nicht alle gemeinsam bewerteten Objekte betrachtet werden, sondern es wird ein Graph aufgespannt, dessen Knoten die Nutzer sind, und dessen Kanten eine Beziehung im Sinne von „Verhalten von Nutzer A sagt Verhalten von Nutzer B voraus“ herstellen. Eine Vorhersage des Ratings eines Nutzers für ein Objekt erfolgt dann, indem im Graphen (kurze) gerichtete direkte Wege über mehrere Nutzer von dem Nutzer, dessen Rating zu einem Objekt vorher gesagt werden soll, zu einem Nutzer, der für das Objekt bereits eine Bewertung abgegeben hat, berechnet werden. Dessen Rating wird über die Kanten des Graphen, die auf dem Weg liegen, gewichtet.<sup>404</sup>

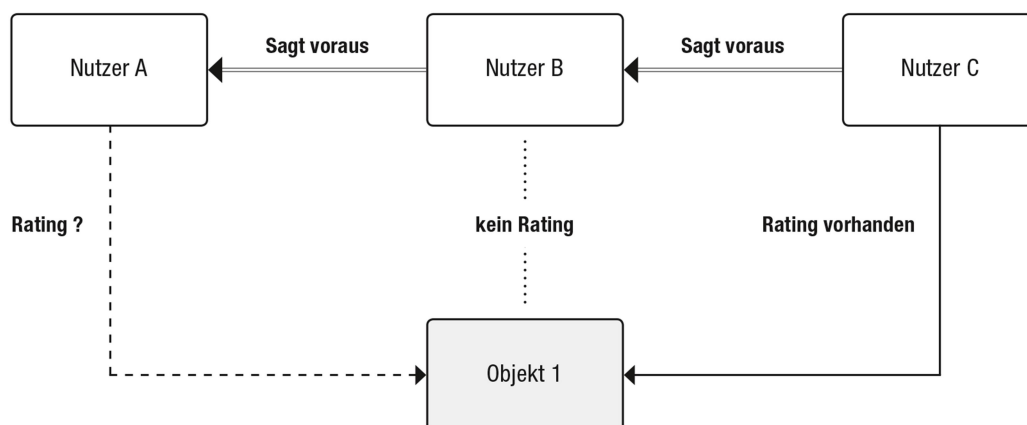


Abbildung 31: Collaborative Filtering mit Nutzer-Graphen

<sup>404</sup> (Aggarwal, et al., 1999 S. 201ff)

Damit kann insbesondere die Leistung des Collaborative Filtering bei wenigen oder keinen vorhandenen gemeinsamen Ratings bzw. einer unzureichenden Genauigkeit der Ratings verbessert werden, siehe

Abbildung 31, in dem Nutzer A und C keine gemeinsamen Objekte bewertet haben müssen, und dennoch das Rating von Nutzer C zur Erzeugung einer Empfehlung für Nutzer A verwendet werden kann.

#### 2.4.5.5 Bayes'sches Schließen

Die Basis des Bayes'schen Schließens (Bayesian Reasoning, auch: probabilistisches Schließen - Probabilistic Reasoning), bildet die Wahrscheinlichkeitsrechnung, wobei das Theorem von Thomas Bayes im Mittelpunkt steht<sup>405</sup>:

$$P(H|E) = \frac{P(E|H) \cdot P(H)}{P(E)} \quad (8)$$

Dabei wird die Wahrscheinlichkeit  $P(H|E)$ , dass eine Hypothese H zutrifft, wenn Ereignis E eintritt, aus den Wahrscheinlichkeiten für das Eintreten der Hypothese allgemein ( $P(H)$ ), für das Eintreten des Ereignisses allgemein ( $P(E)$ ) und für das Eintreten des Ereignisses, sofern die Hypothese gültig ist ( $P(E|H)$ ), berechnet.<sup>406</sup>

Die Bayes-Klassifikation ordnet jedes Objekt der Klasse zu, zu der es mit der größten Wahrscheinlichkeit gehört.<sup>407</sup>

(Pazzani, et al., 1997 S. 313ff) vergleichen die schnelle „naive“ Bayes'sche Klassifikation (so bezeichnet, weil dabei angenommen wird, dass die Einflussfaktoren unabhängig sind)<sup>408</sup> mit anderen (aufwändigeren) Verfahren und kommen zu dem Schluss, dass diese in vielen Domains mindestens ebenso gute Resultate bringen.

Bayes'sche Netze (BN, Bayesian Believe Networks, Bayesian Networks, BN) können hingegen zur Modellierung nahezu beliebiger Korrelationen bzw. Abhängigkeiten und Unabhängigkeiten zwischen Zufallsvariablen eingesetzt werden.<sup>409-410</sup>

Die graphische Repräsentation eines Bayes'schen Netzes besteht dabei aus einem gerichteten azyklischen Graph, wobei die Menge der Knoten die Zufallsvariablen der zu modellierenden Domäne repräsentiert, während die Menge der Kanten jeweils Abhängigkeiten zwischen den Knoten beschreibt.

Jeder Knoten besitzt dabei eine Tabelle, die sogenannte Conditional Probability Table (CPT), die die bedingte Wahrscheinlichkeitsverteilung umfasst, welche die quantitativen Effekte seiner Elternknoten auf ihn modellieren.

---

<sup>405</sup> Siehe beispielsweise (Alpaydin, 2010 S. 517ff) für eine Einführung.

<sup>406</sup> (Kurth, 2004 S. 3)

<sup>407</sup> (Teschl, et al., 2007 S. 241ff)

<sup>408</sup> (Duda, et al., 1973)

<sup>409</sup> Siehe beispielsweise (Pearl, 1988 S. 17ff), (Korb, et al., 2010 S. 29ff) oder (Cowell, et al., 1999 S. 25ff) für ausführliche Einführungen in probabilistische Netze.

<sup>410</sup> (Schwaiger, 2006 S. 16)

Besitzt ein Knoten keine Eltern, so besteht die CPT nur aus einer einzigen Zeile mit unbedingten Apriori-Wahrscheinlichkeiten. Die Summe der Einzelwerte einer Zeile ergibt in allen Fällen den Wert 1, da sie eine Wahrscheinlichkeitsverteilung angibt. Ein Bayes'sches Netz mit diesen Eigenschaften repräsentiert die gemeinsame Wahrscheinlichkeitsverteilung über alle Zufallsvariablen.<sup>411</sup>

Ein Beispiel dafür zeigt Abbildung 32.

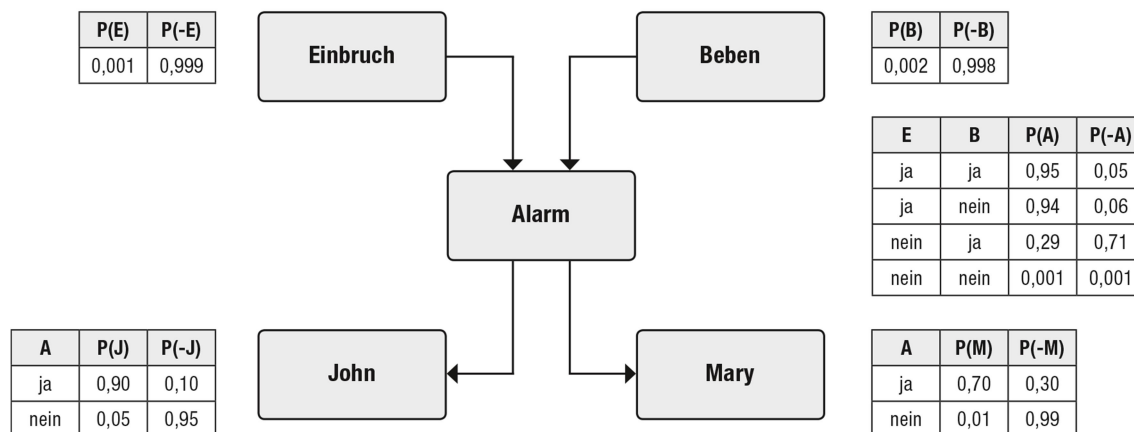


Abbildung 32: Beispiel eines einfachen Bayes'schen Netzes als Graph (Schwaiger, 2006 S. 18), Originalquelle (Russel, et al., 2003)

Es gibt verschiedene Klassen Bayes'scher Netze: Dynamische Bayes'sche Netze (DBN) erweitern Bayes'sche Netze um zeitliche Abhängigkeiten zwischen Zufallsvariablen, bei objektorientierten (OBN) werden Bayes'sche Netze als Objektklassen mit Eigenschaften definiert, um situationsspezifische Netzinstanzen zu erlernen oder zur Laufzeit zu konstruieren. Entscheidungsnetzwerke (Decision Networks) bzw. dynamische Entscheidungsnetzwerke sind um Entscheidungs- und Bewertungsmöglichkeiten ergänzte BN bzw. DBN.<sup>412</sup>

Probabilistische relationale Modelle (Probabilistic Relational Models, PRMs, siehe Abbildung 33) ergänzen Bayes'sche Netze um die Konzepte der relationalen Modelle für „Individuen“, ihre Eigenschaften und den Beziehungen zwischen ihnen. Bestehende relationale Wissensbasen können damit um probabilistische Modelle ergänzt werden.<sup>413</sup> Eine Anwendung für Collaborative Filtering wird in (Getoor, et al., 1999) beschrieben.

Eine Anwendung eines Bayes'schen Netzes für Collaborative Filtering beschreibt (Chen, et al., 1999). Ein großer Vorzug von BN ist die Interpretierbarkeit.<sup>414</sup>

<sup>411</sup> (Schwaiger, 2006 S. 17)

<sup>412</sup> (Schwaiger, 2006 S. 22ff)

<sup>413</sup> (Koller, 1999 S. 6ff)

<sup>414</sup> (Correa, et al., 2009 S. 9)

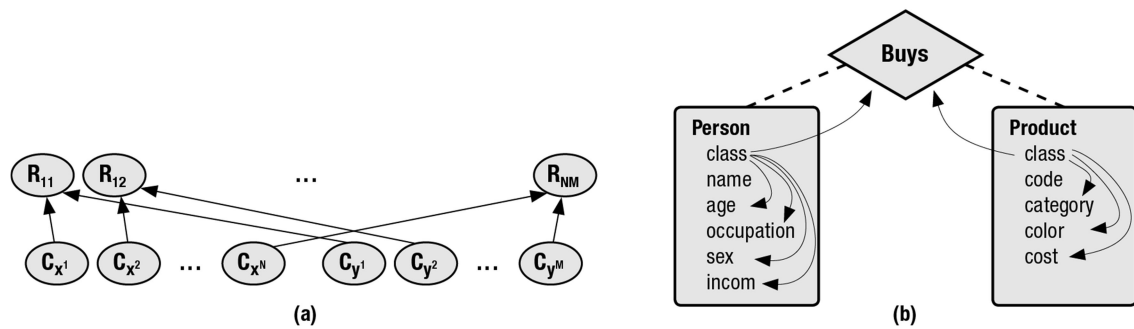


Abbildung 33: Beispiel für ein Bayes'sches Netz (a) BN, und ein Probabilistic Relational Model<sup>415</sup> (b) nach (Getoor, et al., 1999 S. 3)

#### 2.4.5.6 Künstliche neuronale Netze

Künstliche neuronale Netze (Artificial Neural Networks, ANN)<sup>416</sup> basieren auf einem an biologischen neuronalen Netzen ausgerichteten Modell. Es besteht aus einer verbundenen Menge künstlicher Neuronen und verarbeitet Informationen über einen konnektivistischen Ansatz.

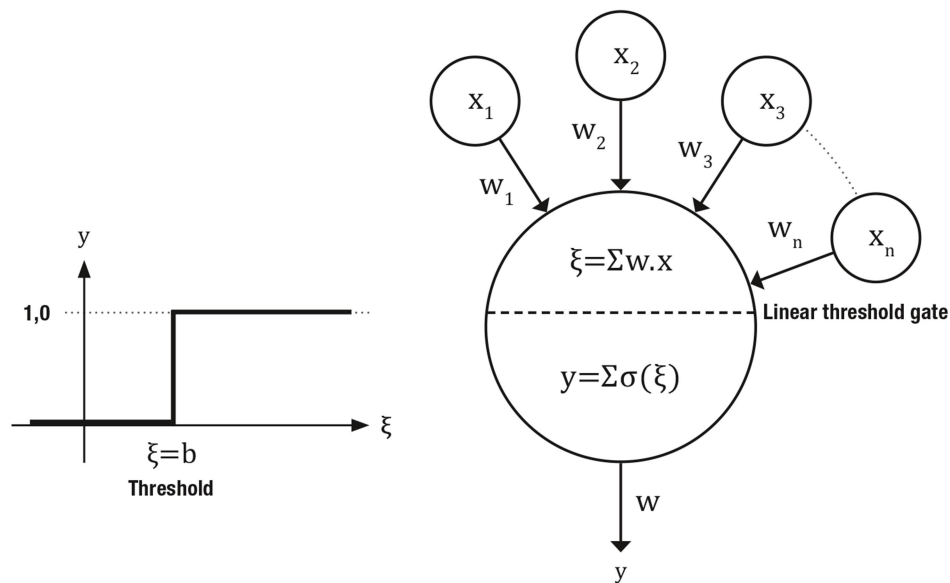


Abbildung 34: das Perceptron (Basheer, et al., 2000 S. 5)

<sup>415</sup> Durchgezogene Verbindungen stehen für probabilistische Abhängigkeiten.

<sup>416</sup> Vgl. (Alpaydin, 2010 S. 233ff).

Ein künstliches Neuron erhält Eingabewerte, kombiniert diese auf bestimmte Weise zu einem Gesamteingabewert, prüft, ob dabei eine vorgegebene Schwelle überschritten wird und überträgt in diesem Fall einen Ausgabewert an nachfolgende Neuronen oder als Endergebnis. Abbildung 34 zeigt mit dem Perceptron ein Beispiel für ein solches künstliches Neuron.

In den meisten Fällen ist ein ANN ein adaptives System, das seine Struktur an externe oder interne Informationen anpasst, die während einer Lernphase durch das Neuronen-Netzwerk fließen. Für gewöhnlich ist ein ANN in mehreren Schichten organisiert, die als Input Layer, Hidden Layer (zum Erlernen nicht linear separierbarer Klassen erforderlich)<sup>417</sup> und Output Layer bezeichnet werden. Die zu verarbeitende Information wird den Neuronen des Input Layer eingespeist und zur Weiterverarbeitung zu den Neuronen des nächsten Layers propagiert. Die Ergebnisse werden wiederum weiter propagiert zur nächsten Schicht bis hin zur letzten Schicht, wo dann das Ergebnis bereitgestellt wird. Das Ziel ist die Entdeckung von Zusammenhängen zwischen Mustern bei der Ein- und Ausgabe.<sup>418</sup> Ein Einsatz-Szenario und einen Vergleich mit Bayes'schen Netzen beschreibt (Correa, et al., 2009 S. 7271).

#### 2.4.5.7 Entscheidungsbäume

Entscheidungsbäume (Decision Trees) sind geordnete, gerichtete Bäume zur Klassifikation von Objekten, d.h. sie dienen der automatischen Einordnung von Objekten in vorgegebene Klassen anhand ihrer Merkmale (Attribute). Jedem Blatt ist eine Klasse zugeordnet, jedem inneren Knoten ein Attribut, wobei es zu jedem Attribut und zu jeder Klasse mehrere Knoten bzw. Blätter geben kann. Die Folge-Knoten werden über Kanten verbunden, denen ein konkreter Wert des zum Knoten gehörenden Attributs zugeordnet ist. Jeder Blattknoten stellt eine Entscheidung „Der betrachtete Fall gehört zur Klasse C.“ dar, wobei C die dem Blatt zugeordnete Klasse ist. Jeder innere Knoten entspricht einer Anweisung „Teste Attribut A und folge der Kante, der der festgestellte Wert zugeordnet ist.“, wobei A das dem Knoten zugeordnete Attribut ist. Die Klassifikation eines Falles mit einem Entscheidungsbaum wird so vorgenommen, dass man an der Wurzel startet und die Anweisungen in den jeweils erreichten inneren Knoten ausführt, bis der Fall durch einen Blattknoten klassifiziert wird.<sup>419</sup>

Entscheidungsbäume können entweder von Experten erstellt oder maschinell auf Basis bereits klassifizierter Fälle erzeugt werden.<sup>420</sup> Letzteres geschieht für gewöhnlich über Top-Down-Induction-of-Decision Trees (TDIDT), wobei der Entscheidungsbaum rekursiv von der Wurzel ausgehend konstruiert wird. Dabei wird immer ein Attribut ausgewählt, anhand dessen die Menge der vorgegebenen Fälle klassifiziert wird. Dann wird das gleiche Verfahren auf die erzeugten Teilmengen erneut angewandt, bis alle Fälle einer Teilmenge zur gleichen Klasse gehören, kein Attribut die Klassifikation mehr verbessert wird oder keine weiteren Attribute mehr zur Verfügung stehen.<sup>421</sup>

---

<sup>417</sup> (Basheer, et al., 2000 S. 6)

<sup>418</sup> (Basheer, et al., 2000 S. 3), vgl. (Hecht-Nielsen, 1990)

<sup>419</sup> (Borgelt, 1998 S. 77)

<sup>420</sup> Vgl. (Breiman, et al., 1984 S. 4ff), (Quinlan, 1986 S. 82ff).

<sup>421</sup> (Borgelt, 1998 S. 78)

Die Konstruktion eines optimalen Entscheidungsbaumes ist für einige Optimalitätsmaße ein NP-hartes Problem.<sup>422</sup> Aus diesem Grund wird eine Heuristik für die Auswahl des Attributs im Algorithmus gewählt (dieser wird dann als „greedy“ bezeichnet).

Die Verfahren zur Erzeugung von Entscheidungsbäumen lassen sich in verschiedene Familien gliedern: Chi-Square Automatic Interaction Detectors (CHAIDs)<sup>423</sup> mit diskreten Attributen, Classification oder Regression Trees (CARTs) - Erweiterung auf reellwertige Attribute, und Weiterentwicklungen: ID3, C4.5 und C5.0.<sup>424</sup>

#### 2.4.5.8 Clustering

Unter Clustering wird eine Vorgehensweise verstanden, die mit Hilfe geeigneter Methoden die Klassenzugehörigkeit von Datenobjekten bestimmt. Datenobjekte einer Klasse (eines Clusters) sollen dabei möglichst gleichartige Merkmalsausprägungen aufweisen, während sie im Vergleich zu den Datenobjekten der anderen Klassen eine größere Unähnlichkeit bzw. Heterogenität besitzen.<sup>425</sup>

Als Anwendungsfall wird in der Literatur vielfach das Beispiel der Marktsegmentierung genannt, deren Ziel es ist, aus einem heterogenen Kundendatenbestand homogene Kundengruppen zu ermitteln, auf die sich gezielte Marketingmaßnahmen ausrichten lassen.<sup>426</sup>

Voraussetzung für das Clustering ist ein Proximitätsmaß, welches den Ähnlichkeitsgrad zwischen zwei Datenobjekten quantifiziert.<sup>427</sup> Es lassen sich dabei zwei Arten von Proximitätsmaßen unterscheiden. Einerseits können Analysten auf die Gruppe der Ähnlichkeitsmaße zurückgreifen, welche die Ähnlichkeit bzw. Homogenität zweier Datenobjekte ausdrücken. Andererseits lassen sich Distanzmaße einsetzen, welche die Unähnlichkeit bzw. Heterogenität zweier Datenobjekte ermitteln.

Anschließend kann das eigentliche Clustering mittels Fusionierungsalgorithmen durchgeführt werden. Dabei werden die Objekte entsprechend ihrem Ähnlichkeitsgrad gruppiert. Man unterscheidet dabei partitionierende Verfahren und hierarchische Verfahren, wobei letztere entweder agglomerative oder divisive Methoden anwenden.<sup>428</sup>

##### 2.4.5.8.1 Partitionierende Verfahren

Partitionierende Verfahren teilen die Eingabedaten in disjunkte Cluster ein. Für sie gilt, dass jeder Cluster aus mindestens einem Objekt besteht und dass jedes Objekt in höchstens einem Cluster enthalten ist. Dazu gibt es unterschiedliche Methoden. Manche

---

<sup>422</sup> (Gehrke, 2008 S. 193)

<sup>423</sup> (Sonquist, et al., 1964)

<sup>424</sup> (Quinlan, 1986 S. 89ff), (Quinlan, 1993), (Wu, et al., 2007 S. 5)

<sup>425</sup> (Bankhofer, 2004 S. 398), vgl. (Enzyklopädie der Wirtschaftsinformatik, 2011)

<sup>426</sup> (Klein, 2005 S. 307), (Hippner, et al., 2001 S. 607ff)

<sup>427</sup> (Mertens, et al., 2000 S. 216)

<sup>428</sup> (Bankhofer, 2004 S. 398f), (Gluchowski, et al., 2008 S. 196f), (Markov, et al., 2007 S. 63ff), (Petersohn, 2005 S. 91f)

Verfahren suchen den Mittelpunkt eines Clusters, die übrigen Objekte werden dann dem Cluster zugeordnet, zu dessen Mittelpunkt sie den geringsten Abstand haben. Sie tauschen dabei ausgehend von einem Initial-Clustering iterativ die Klassenzugehörigkeit der Datenobjekte. Eines der bekanntesten ist der K-Means-Algorithmus (auch: Hard C-Means).<sup>429</sup> Dabei wird als Mittelpunkt der sogenannte Centroid verwendet, der den geometrischen Mittelpunkt eines Clusters darstellt (siehe Abbildung 35). K-Medoid ist ein sehr ähnliches Verfahren: Dabei wird als Mittelpunkt der sogenannte Medoid bestimmt, der ein Objekt der Eingabedaten mit der geringsten Entfernung zum arithmetischen Mittelpunkt ist.<sup>430</sup>

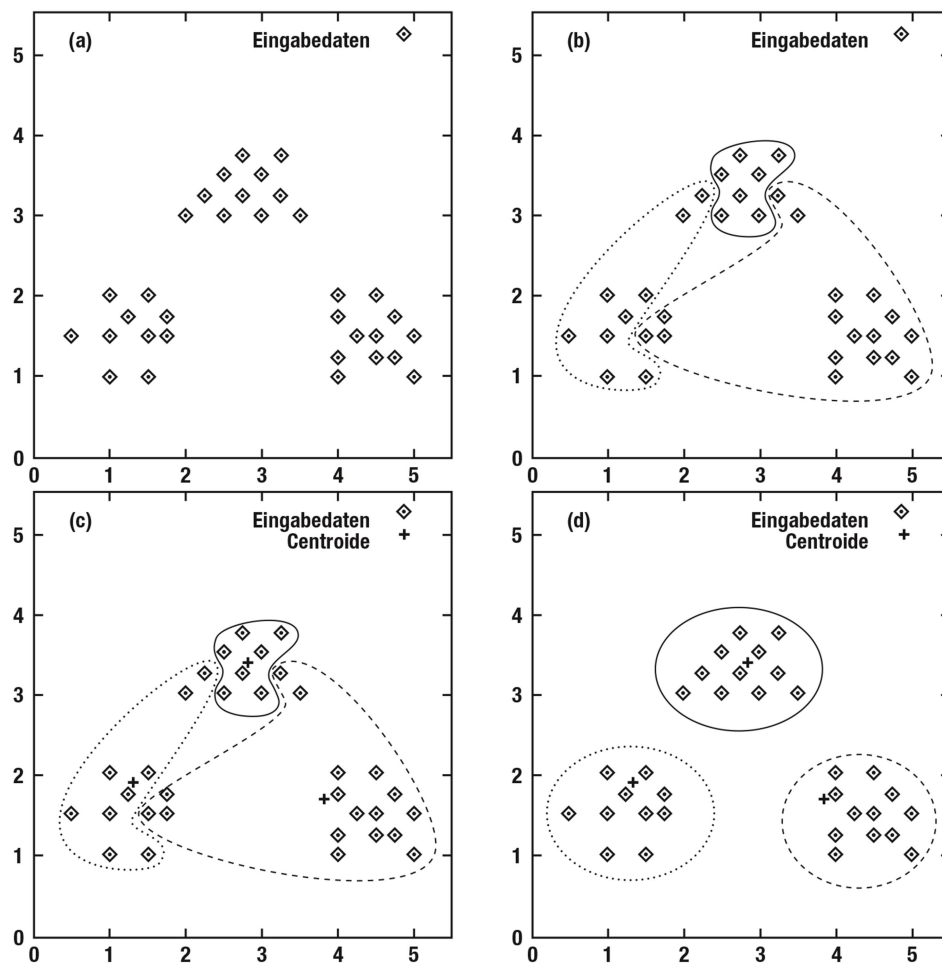


Abbildung 35: Centroid-basiertes Clustering:

(a) Eingabedaten, (b) initiales Clustering, (c) Centroidbestimmung, (d) Neueinteilung der Cluster (Pretzer, 2003 S. 10)

<sup>429</sup> Vgl. (Alpaydin, 2010 S. 145ff), (Markov, et al., 2007 S. 69ff).

<sup>430</sup> Vgl. (Pretzer, 2003 S. 9).

Eine weitere Methode ist das Clustering nach Erwartungsmaximierung (Expectation-Maximization-Algorithm, EM-Algorithmus). Dabei wird der Cluster durch Wahrscheinlichkeitsverteilungen repräsentiert.<sup>431</sup>

Schließlich kann man einen Cluster auch als eine Menge von Objekten ansehen, die in einer bestimmten Dichte zueinander stehen und von anderen Clustern durch Regionen geringerer Dichte getrennt werden. Ein Algorithmus, der Cluster auf diese Weise findet, ist „Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise“ (DBSCAN). Diese Verfahren führen insbesondere bei nicht kugelförmigen Clustern zu besseren Ergebnissen.<sup>432</sup>

#### 2.4.5.8.2 Hierarchisches Clustering

Im Gegensatz zum partitionierenden Clustering werden beim hierarchischen Clustering die Eingabedaten nicht in disjunkte Cluster eingeteilt, sondern in eine Hierarchie von Clustern (siehe Abbildung 36).

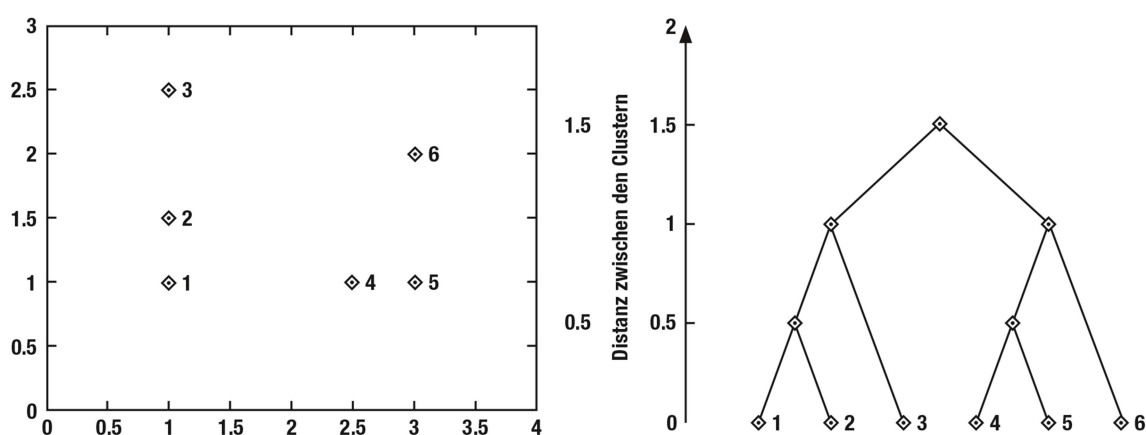


Abbildung 36: Darstellung hierarchischer Cluster im Dendrogramm (Pretzer, 2003 S. 16)

Es werden neben möglicherweise disjunkten Clustern auch solche gebildet, die in einem anderen, größeren Cluster enthalten sind, diesem also untergeordnet sind. Ebenso können übergeordnete Cluster aus der Vereinigung bereits bestehender Cluster gebildet werden. So eine Clusterhierarchie ist gerade dann von Vorteil, wenn Daten zu analysieren sind, die natürlicherweise eine Hierarchie darstellen, beispielsweise eine Hierarchie von Kundengruppen unterschiedlicher Qualität. Beim agglomerativen Clustering<sup>433</sup> werden einelementige Cluster erzeugt, welche dann zu zweielementigen Clustern verbunden werden, die dann wiederum mit anderen Clustern verbunden werden, bis schließlich alle Objekte in einem gemeinsamen Cluster enthalten sind (Bottom-Up). Das divisive Clustering baut dagegen eine Hierarchie in umgekehrter Reihenfolge auf, indem es zunächst alle Objekte einem einzigen Cluster zuordnet und diesen dann sukzessiv in kleinere Cluster aufspaltet (Top-Down). Eine Möglichkeit,

<sup>431</sup> Vgl. (Pretzer, 2003 S. 11), (Alpaydin, 2010 S. 149ff).

<sup>432</sup> (Ester, et al., 1996 S. 226ff), (Ester, et al., 2000 S. 72f)

<sup>433</sup> Vgl. (Duda, et al., 1973).



Dichte-basierte Methoden ähnlich DBSCAN für hierarchisches Clustering einzusetzen, wird in (Ankerst, et al., 1999 S. 49ff) beschrieben.<sup>434</sup>

Um die Qualität und damit die Anwendbarkeit der Klassenbildungen zu beurteilen, ist abschließend die Güte des Klassifikationsergebnisses zu bestimmen. Gebräuchliche Kriterien, die sich für diesen Zweck einsetzen lassen, stellen das Homogenitäts- bzw. Heterogenitätskriterium und der F-Wert dar.<sup>435</sup>

Im Hinblick auf die Möglichkeit einer optionalen Zuordnung können die Verfahren weiterhin in exhaustive und nicht-exhaustive Verfahren unterschieden werden. Bei einer exhaustiven bzw. erschöpfenden Gruppierung werden alle Datenobjekte klassifiziert, während es bei einer nicht-exhaustiven Gruppierung möglich ist, dass Datenobjekte nicht gruppiert werden.<sup>436</sup>

In manchen Fällen ist es schwierig, ein Datenobjekt eindeutig einer Gruppe zuzuordnen. Als Ausweg bietet sich im Rahmen des „Fuzzy Clustering“ die Zuweisung von Werten an, die den Zugehörigkeitsgrad einer Variablen zu einer Gruppe wiedergeben.<sup>437</sup> Ein solches Verfahren ist z.B. Fuzzy C-Means (FCM).

Clustering-Verfahren werden z.B. in (Ungar, et al., 1998 S. 112ff) für Collaborative Filtering eingesetzt.

#### 2.4.5.9 Lineare Regression

Bei der Regressionsanalyse wird das Verhalten zweier Merkmale in Abhängigkeit voneinander betrachtet und versucht, dieses über eine Funktion anzunähern. Hat die Funktion die Form  $y = f(x) = kx + d$ , spricht man von linearer Regression.<sup>438</sup> Lineare Regression wird z.B. von (Sarwar, et al., 2001 S. 285ff) eingesetzt, um die Rating-Vektoren zweier als ähnlich erkannter Objekte anzunähern und so Schwächen des Ähnlichkeitsmaßes auszugleichen. Das führt in diesem Falls insbesondere bei „Sparse Data Sets“ zu besseren Ergebnissen.

#### 2.4.5.10 Kalman-Filter

Kalman-Filter sind lineare dynamische Systeme und stellen Inferenz-Algorithmen zur Filterung in Domänen mit stetigen Zustandsänderungen und verrauschten Beobachtungswerten zur Verfügung.<sup>439</sup> Es handelt sich dabei um ein rekursives Schätzverfahren für Zustandsvektoren, mit welchem bei Hinzunahme neuer Beobachtungen in Realzeit neue Schätzwerte errechnet werden können.<sup>440</sup> Im Grundfall ist dabei der Zustand zum Zeitpunkt  $t$  eine lineare Funktion des Zustandes zum Zeitpunkt  $t - 1$ , und die Beobachtungswerte in jedem Zustand sind ebenfalls eine (andere) lineare Funktion des Zustandes. Das eventuelle Rauschen in den

---

<sup>434</sup> (Pretzer, 2003 S. 15)

<sup>435</sup> (Petersohn, 2005 S. 98f)

<sup>436</sup> Vgl. (Enzyklopädie der Wirtschaftsinformatik, 2011).

<sup>437</sup> (Bankhofer, 2004 S. 399), (Küstters, 2001 S. 113), vgl. (Enzyklopädie der Wirtschaftsinformatik, 2011)

<sup>438</sup> (Teschl, et al., 2007 S. 215ff)

<sup>439</sup> Vgl. (Schwaiger, 2006 S. 26).

<sup>440</sup> (Koch, 2000 S. 110)

Beobachtungswerten und den Zustandsübergängen wird durch lineare Gauß-Verteilungen modelliert.<sup>441</sup>

Erweiterte Kalman-Filter (EKF) bzw. wechselnde Kalman-Filter (WKF) versuchen Kalman-Filter um die Modellierung von Nichtlinearität zu erweitern.<sup>442</sup>

#### 2.4.5.11 Dempster-Shafer-Modelle

Dempster-Shafer-Modelle (DSM) nutzen ein zweiwertiges Maß zur Beschreibung des „Glaubens“ in eine Annahme (Cooley, 2000 S. 95):

Für eine Annahme  $\mathcal{B}$  wird ein Support-Paar  $[s_n, s_p]$  gebildet, wobei

$$\begin{aligned} s_n &= \text{notwendiger Support für } \mathcal{B} \\ s_p &= \text{möglicher Support für } \mathcal{B} \\ (1 - s_p) &= \text{not .Support für } \neg \mathcal{B} \\ (1 - s_n) &= \text{mögl. Supp. } S \text{ für } \neg \mathcal{B} \\ (s_p - s_n) &= \text{Unsicherheit von } \mathcal{B} \end{aligned} \quad (9)$$

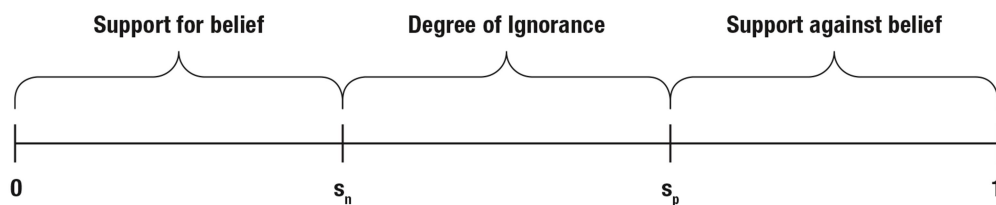


Abbildung 37: Konzept des Dempster-Shafer-Modells (Cooley, 2000 S. 96)

Es gilt dabei:

$$\begin{aligned} s_n + (1 - s_p) &\leq 1 \\ s_n &\geq 0, s_p &\geq 0 \end{aligned} \quad (10)$$

Abbildung 37 dabei zeigt die Konzepte, die zu jedem Bereich der Glaubensskala korrespondieren.

Die Deduktionsalgorithmen basieren bei DSM auf der Kombination von Support-Paaren über die Dempster'sche Kombinationsregel: Wenn  $\mathcal{B}: [s_{1n}, s_{1p}]$  und  $\mathcal{B}: [s_{2n}, s_{2p}]$  zwei unabhängige Paare aus unterschiedlichen Quellen für den Glauben an Annahme  $\mathcal{B}$  sind, dann wird der resultierende Glauben  $\mathcal{B}: [s_n, s_p]$  folgendermaßen errechnet (Shafer, 1976):

<sup>441</sup> (Alpaydin, 2010 S. 400)

<sup>442</sup> (Schwaiger, 2006 S. 26)

$$\begin{aligned}
k &= 1 - s_{1n}(1 - s_{2p}) - s_{2n}(1 - s_{1p}) \\
s_n &= \frac{[s_{1n}s_{2n} + s_{1n}(s_{2p} - s_{2n}) + s_{2n}(s_{1p} - s_{1n})]}{k} \\
1 - s_p &= [(1 - s_{1p})(1 - s_{2p}) + (s_{1p} - s_{1n})(1 - s_{2p}) + \\
&\quad (s_{2p} - s_{2n})(1 - s_{1p})]/k
\end{aligned} \tag{11}$$

DSM berechnen nicht die Wahrscheinlichkeitswerte für Ereignisse unter bestimmten Voraussetzungen, sondern die Wahrscheinlichkeit des Zutreffens einer Menge von über die Domäne aufgestellten Hypothesen. DSM sind damit in der Lage, unsichere und unvollständige Voraussetzungen zu verarbeiten und können so bei unvollständigem Domainwissen angewendet werden.<sup>443</sup>

#### 2.4.5.12 Fuzzy-Logik

Fuzzy-Logik ermöglicht das Schlussfolgern unter Verwendung „unscharfer“ logischer Ausdrücke („Fuzzy Logic = Computing With Words“ (Zadeh, 1996)). Die Grundlage dafür bildet die Zugehörigkeit von Objekten zu „Fuzzy Sets“ (Zadeh, 1965), die mit Wahrheitswerten im Intervall [0,1] angegeben wird. Die Fuzzy Sets sind dabei vage bzw. qualitative Attribute bzw. Mengendefinitionen mit unscharfen Grenzen.<sup>444</sup>

Die Zugehörigkeit realer Objekte zu vagen Konzepten wird damit in gradueller Weise vorgenommen. Die Fuzzy-Logik versucht so das menschliche Schlussfolgern abzubilden, und resultiert deshalb in interpretierbaren und nachvollziehbaren Entscheidungsprozessen.<sup>445</sup>

Für eine probabilistische Interpretation der Fuzzy Sets können diese zu Random Sets erweitert werden, mit deren Hilfe man die Wahrscheinlichkeit modellieren kann, dass ein zufällig gewähltes Objekt Mitglied im Random Set ist. Eine Möglichkeit zur Modellierung von Unsicherheit in Fuzzy-Systemen ist die Übernahme von Konzepten der Wahrscheinlichkeitstheorie. Einen Ansatz dafür bildet die Möglichkeitstheorie<sup>446</sup> (Possibility Theory).<sup>447</sup>

#### 2.4.5.13 Markov-Prozesse

Ein Markov-Prozess ist ein stochastischer Prozess, dessen Vergangenheit keinen Einfluss auf seine Zukunft hat, wenn seine Gegenwart bekannt ist (Markov-Eigenschaft, Gedächtnislosigkeit)<sup>448</sup>. Ein wertdiskreter Markov-Prozess wird Markov-Kette genannt.<sup>449</sup> Seine Realisierung ist eine Abfolge von Zuständen.<sup>450</sup> Man

---

<sup>443</sup> (Schwaiger, 2006 S. 27)

<sup>444</sup> (Schwaiger, 2006 S. 31)

<sup>445</sup> (Wittig, 2002 S. 22)

<sup>446</sup> (Zadeh, 1978), (Dubois, 1994)

<sup>447</sup> (Schwaiger, 2006 S. 31)

<sup>448</sup> Vgl. (Norris, 2008 S. 75).

<sup>449</sup> (Alpaydin, 2010 S. 363ff)

<sup>450</sup> (Werner, 2010 S. 3)

unterscheidet Markov-Ketten in stetiger (Continuous-time Markov Chains, CTMC) und diskreter Zeit (Discrete-time Markov Chains, DTMC).<sup>451</sup> Markov-Entscheidungsprozesse (Markovian Decision Processes, MDP) erweitern das Konzept der Markov-Ketten um Nichtdeterminismus.<sup>452</sup>

Ein MDP ist mathematisch definiert<sup>453</sup> als eine Menge  $M = (S, s_{init}, Steps, L)$ , mit

- $S$  ist eine Menge von Zuständen  $S$
- $s_{init} \in S$  ist ein Startzustand
- $Steps: S \rightarrow 2^{Act \times Dist(S)}$  ist eine Funktion, welche für jeden Zustand  $s \in S$  eine endliche, nicht leere Menge  $Steps(s)$  der Wahrscheinlichkeitsverteilungen  $Dist(S)$  über  $S$  bestimmt (Act ist eine Menge von Aktionen zur Kennzeichnung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen, optional)
- $L : S \rightarrow 2^{AP}$  ist eine Beschriftung mit atomaren Präpositionen, die in  $S$  sind

Ein Beispiel für einen Markov-Entscheidungsprozess für das Versenden einer Nachricht zeigt Abbildung 38:

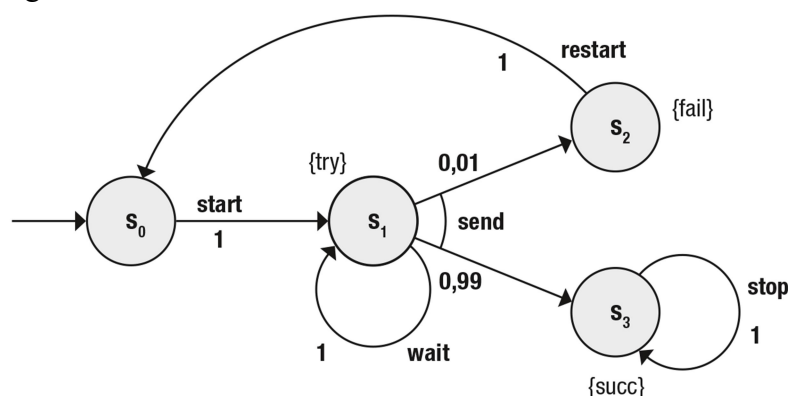


Abbildung 38: Beispiel für einen Markov-Entscheidungsprozess nach (Kwiatkowska, et al., 2007 S. 9)

Dieser MDP  $M$  ist gegeben durch  $M = (S, s_{init}, Steps, L)$ , wobei  $S$  die Menge der Zustände  $S = s_0; s_1; s_2; s_3$  beschreibt, wobei  $s_0$  der Startzustand ist. Zum leichteren Verständnis sind die Transitionen mit Aktionen (wait, send,...) beschriftet.

Aus dem Startzustand gelangt man mit der Aktion *start* und einer Wahrscheinlichkeit von 1 in den Zustand  $s_1$  (*try*), der den Versuch der Sendung der Nachricht abbildet. In diesem Zustand ergibt sich eine nichtdeterministische Auswahl zwischen zwei Möglichkeiten (Aktionen): (a) einen Verarbeitungsschritt abwarten (*wait*) oder (b) die Nachricht senden (*send*). Wird (*wait*) gewählt, verbleibt der MDP mit Wahrscheinlichkeit 1 in  $s_1$  (*try*). Wird versucht zu senden (*send*), dann wird mit einer

<sup>451</sup> (Kwiatkowska, et al., 2007 S. 3)

<sup>452</sup> (Bellman, 1957 S. 317ff)

<sup>453</sup> (Kwiatkowska, et al., 2007 S. 8)

Wahrscheinlichkeit von 0.99 die Nachricht erfolgreich versendet, und der Automat befindet sich dann in Zustand  $s_3$  (*succ*). Schlägt die Sendung fehl (Wahrscheinlichkeit 0,01), dann geht der MDP in den Zustand  $s_2$  (*fail*) über.

Die Zusammenhänge der verschiedenen Markov-Prozesse nach (Cassandra, 2009) sind in Tabelle 14 dargestellt.

		Können die Zustandsübergänge kontrolliert werden?	
		Nein	Ja
Sind die Zustände verborgen?	Nein	Markov-Kette	MDP
	Ja	HMM	POMDP

Tabelle 14: Übersicht über die Markov-Prozesse (Cassandra, 2009)

Die Markov-Kette oder ein einfacher stochastischer Prozess enthält sichtbare Zustände, deren Übergänge sind jedoch nicht kontrollierbar. Das Hidden Markov Model (HMM) oder der doppelt stochastische Prozess besteht aus versteckten Zuständen, deren Zustandsübergänge nicht kontrollierbar sind. Äquivalent verhalten sich die MDP zu den POMDP (Partially Observable Markov Decision Process): Darin sind die Zustandsübergänge kontrollierbar, jedoch sind im POMDP die Zustände wie im HMM versteckt.<sup>454</sup>

(Shani, et al., 2005 S. 1265ff) fassen Empfehlungen nicht als sequenzielles Vorhersage-Problem, sondern als sequenzielles Entscheidungsproblem (Welche Empfehlung zu welchem Zeitpunkt?) auf und nutzen Markov- Entscheidungsprozesse für Collaborative Filtering.

#### 2.4.5.14 Multi-Attribute Utility Theory (MAUT)

Die Multi-Attribute Utility Theory stellt ein Bewertungsschema dar, bei welchem die übergreifende Bewertung  $v(x)$  eines Objektes  $x$  als gewichtete Addition (es existieren auch andere Aggregationsformen) der Bewertungen seiner relevanten Eigenschaften (von Winterfeld, et al., 1986) berechnet wird. Sie wird z.B. von der „Stiftung Warentest“ zur Empfehlung von Produkten verwendet.<sup>455</sup>

Die Berechnung erfolgt folgendermaßen:

$$v(x) = \sum_{i=1}^n w_i v_i(x) \quad (12)$$

wobei  $v_i(x)$  die Bewertung der  $i$ -ten relevanten Eigenschaft (Dimension)  $d_i$  (von  $n$  insgesamt) des zu bewertenden Objektes und  $w_i$  ein Gewicht zur Bestimmung des

<sup>454</sup> (Schweiger, et al., 2009 S. 83)

<sup>455</sup> (Schäfer, 2001 S. 1)

Einflusses dieser Eigenschaft auf das Gesamtbewertungsergebnis ist (auch als relative Bedeutung der Eigenschaft – relative importance – bezeichnet). Es gilt:  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ . Eine Digitalkamera kann z.B. in den Dimensionen Bildqualität, Blitz, Sucher, Akkulaufzeit und Bedienung bewertet werden.<sup>456</sup>

Für jede Dimension  $d_i$  erfolgt die Berechnung der Bewertung  $v_i(x)$  aus den für diese Eigenschaft relevanten Attributen:

$$v_i(x) = \sum_{a \in A_i} w_{ai} v_{ai}(l(a)) \quad (13)$$

wobei  $A_i$  die Menge aller für  $d_i$  relevanten Attribute,  $v_{ai}(l(a))$  die Bewertung eines konkreten Wertes  $l(a)$  eines Attributes  $a$ , und  $w_{ai}$  ein Gewicht für die Bedeutung des Attributs für die Bewertung von Dimension  $d_i$  (auch als relative Bedeutung des Attributs  $a$  für Dimension  $d_i$  bezeichnet) ist. Es gilt für alle  $d_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ):  $\sum_{i \in A_i} w_{ai} = 1$ .<sup>457</sup>

Die Dimensionen können hierarchisch sein, wobei die Subdimensionen mit Formel (12) berechnet werden. Im Kamera-Beispiel hat Bildqualität z.B. die Sub-Dimensionen Schärfe, Farbwiedergabe und Auflösung, während Akkulaufzeit keine Sub-Dimensionen besitzt.

Um die Attribute zu bewerten, ist eine Bewertungsfunktion (Bewertungsskala) für ihre Werte erforderlich. Diese ist abhängig von den möglichen Werten der Attribute: Sind diese stetig, ist die Bewertungsfunktion stetig, handelt es sich um diskrete Werte, dann ist die Bewertungsfunktion ebenfalls diskret.<sup>458</sup>

#### 2.4.5.15 Techniken zur Entscheidungsunterstützung

Entscheidungsunterstützungssysteme (Decision Support Systems, DSS) basieren auf Modellen von Entscheidungsprozessen in Organisationen und unterstützen diese. Sie bestehen typischerweise aus drei Komponenten: Datenbank- und Wissenszugriff (i), Modellierungsfunktionen, verwaltet über ein Modell Management System (ii) sowie einer leistungsstarken Nutzeroberfläche zur interaktiven Erstellung von Anfragen, Reports und Diagrammen. Typische Vertreter mit unterschiedlichen Schwerpunkten sind Data Warehouses, OLAP und Data Mining (siehe Abschnitt 2.5).<sup>459</sup>

Ein Beispiel für einen Entscheidungsprozess mit DSS zeigt Abbildung 39: Nachdem ein Problem erkannt wurde, wird es so formalisiert, dass ein Modell dafür entwickelt werden kann. Dann werden alternative Lösungen modelliert und analysiert. Auf dieser Basis wird eine Lösung ausgewählt und umgesetzt.

---

<sup>456</sup> Ebenda.

<sup>457</sup> (Schäfer, 2001 S. 2)

<sup>458</sup> Ebenda.

<sup>459</sup> (Shim, et al., 2002 S. 111)

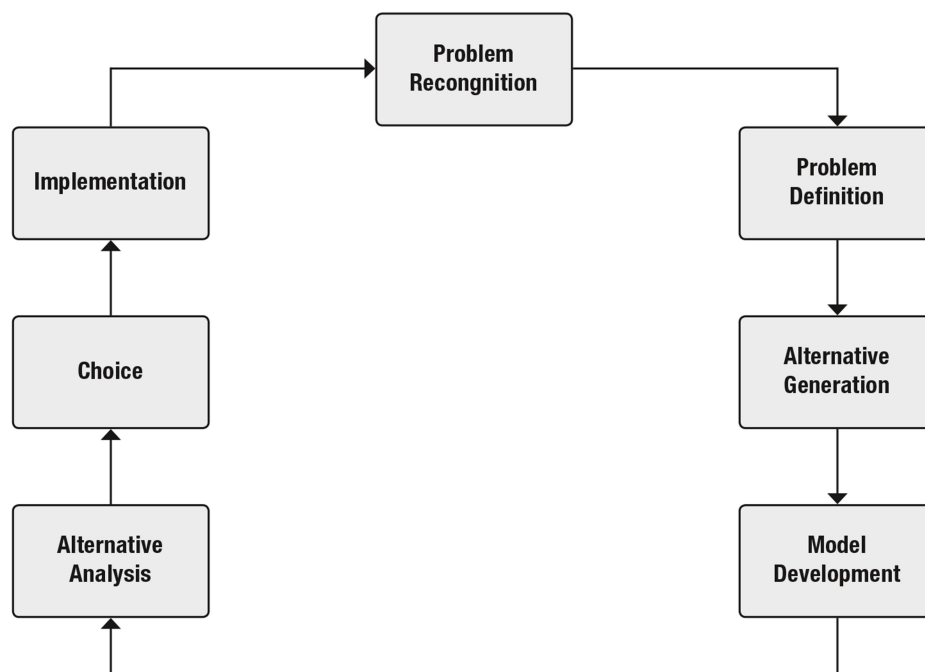


Abbildung 39: Entscheidungsprozess mit DSS (Shim, et al., 2002 S. 114)

#### 2.4.5.16 Andere eingesetzte Verfahren

Weiterhin finden Maximum-Entropie-Modelle<sup>460</sup>, Singular Value Decomposition (SVD)- eine algebraische Technik zur Dimensionsreduktion von Matrizen<sup>461</sup> - sowie Wahrscheinlichkeitsmodelle Verwendung. Zum Beispiel wird die latente semantische Analyse<sup>462</sup> und eine Kombination aus multinomialer Mixtur und Aspekt-Modellen unter Benutzung latenter Dirichlet-Allokation eingesetzt.<sup>463</sup> (Si, et al., 2003) nutzen ebenfalls latente semantische Analyse für ein flexibles, gemischtes Modell zur expliziten Beschreibung von Nutzer- und Objekt-Klassen mit zwei Mengen latenter Variablen. Weiterhin nutzen (Kumar, et al., 2001) ein einfaches Wahrscheinlichkeitsmodell, um zu zeigen, dass Collaborative Filtering selbst mit relativ wenig Daten für jeden Nutzer nützlich ist.<sup>464</sup>

<sup>460</sup> Vgl. (Pavlov, et al., 2002).

<sup>461</sup> Vgl. (Billsus, et al., 1998), (Sarwar, et al., 2000).

<sup>462</sup> Vgl. (Hofmann, 2003), (Hofmann, 2004).

<sup>463</sup> (Martin, et al., 2003)

<sup>464</sup> Vgl. (Adomavicius, et al., 2005 S. 739).

## 2.5 Wissensaufbereitung und -entdeckung

Das Marketing im Internet erlaubt aufgrund seiner technischen Basis die Sammlung umfangreicher Daten über das Nutzerverhalten. In den folgenden Abschnitten werden Konzepte zur Erhebung, Aufbereitung und Analyse dieser Datenbestände dargestellt.

### 2.5.1 Datenerhebungsverfahren

Der Prozess der Wissensaufbereitung und Wissensentdeckung setzt die Erhebung geeigneter Daten unter der Berücksichtigung gesetzlicher Rahmenbedingungen und Qualitätsanforderungen voraus. Er erfolgt durch die systematische Anwendung ausgewählter Datengewinnungsmethoden.

Für die Erhebung von Daten kommen verschiedene Vorgehensweisen in Betracht: Daten können primär über zwei, hinsichtlich der Nutzer-Involvierung verschiedene, Wege gewonnen werden (Grether, 2000; Wiedmann, et al., 2004 S. 300):

- reaktiv (Befragungen, Feedback-Formulare, Spiele, ...)
- nicht-reaktiv (z.B. Tracking)

Eine sekundäre Variante stellt die Datengewinnung über Zukauf dar.<sup>465</sup>

Die Unterscheidung in reaktiv bzw. nicht-reaktiv<sup>466</sup> bezieht sich darauf, dass sich der Nutzer (Nachfrager) über die Aufzeichnung seines Verhaltens und Verwertung seiner Daten bewusst ist und möglicherweise auf die Erhebung reagiert (und sein Verhalten ändert).<sup>467</sup> Eine nicht-reaktive Aufzeichnung erlaubt es, Aspekte des Nachfragerverhaltens im Internet relativ frei von Störgrößen zu erheben.<sup>468</sup>

Eine weitere Unterscheidung in aktive und passive Erhebungsverfahren nach Partizipation des Nachfragers in der Datenerhebung<sup>469</sup> ist nicht trennscharf: Insbesondere für Internet-Bonusprogramme gilt, dass deren Mitglieder für Besuche bestimmter Webseiten Gratifikationen der Bonusprogramm-Anbieter erhalten. In diesen Fällen beteiligen sich die Nachfrager zwar nicht aktiv an der Datenerhebung im Sinne einer expliziten Dateneingabe, jedoch indirekt im Sinne einer expliziten Erzeugung von Daten mit dem Ziel, dass diese auch erhoben werden.<sup>470</sup>

Im Internet Marketing werden durch Web Controlling und Online Marketing Controlling umfangreiche Daten nicht-reaktiv erhoben. Eine Übersicht zu Techniken für Erhebungsverfahren im Internet zeigt Tabelle 15.

---

<sup>465</sup> (Grabner-Kräuter, et al., 2001 S. 129)

<sup>466</sup> Vgl. (Schnell, et al., 2011 S. 404ff), (Bosnjak, 2003 S. 109f).

<sup>467</sup> (Janetzko, 1999 S. 157ff; Reips, 1999 S. 277)

<sup>468</sup> (Bensberg, et al., 1999 S. 431)

<sup>469</sup> Vgl. (Kobsa, et al., 2001 S. 20; Strauß, et al., 1999 S. 115).

<sup>470</sup> (Wiedmann, et al., 2004 S. 300)

---



Verfahren	Kennzeichen
<b>Nicht-reaktive Erhebungsverfahren</b>	
Log-Dateien	Log-Dateien zeichnen automatisch Informationen über den Austausch von Dateien zwischen Server und Client auf und enthalten spezifische Kennwerte, mit denen Zugriffe auf Webseiten beschrieben werden, wobei sie jeden angeforderten Datenzugang- bzw. -abgang protokollieren. Aus ihnen können detaillierte Daten über die Nutzer von Webseiten, deren Interessen und Nutzungszeiten gewonnen werden. Zusätzlich lassen sich Aussagen über die zeitliche Verteilung von Zugriffen (wann und wie häufig) auf das Internet gewinnen.
Umgebungsvariablen	Umgebungsvariablen halten – ähnlich wie Log-Dateien – indirekt Ereignisse fest, die auf Benutzeraktionen zurückzuführen sind. Anstatt eher statisch orientierte HTML-Dokumente aufzurufen, kann der Benutzer auch ein Programm (z.B. in Form eines Scripts oder eines Server-Moduls) auf dem Server aufrufen. Als Folge des Aufrufs werden Umgebungsvariablen vom Server gesetzt, aus denen Hinweise auf die Zugriffsmuster der Nutzer extrahiert werden. Umgebungsvariablen stellen prinzipiell eine gute Ergänzung zur Datenerhebung über Log-Dateien dar.
Cookies	Cookies sind kleine Dateien, mit deren Hilfe auf dem Rechner des Nutzers Informationen hinterlegt werden können, bspw. in Form von ID-Codes, die zur Nutzer-Identifikation herangezogen werden können. Sie werden häufig im Verbund mit Daten aus Log-Dateien analysiert, um Informationen über die Interessen der Nutzer zu gewinnen.
Software-Agenten	Spezielle Programme (z.B. Browser Proxies, Toolbars, Plug-ins), mit deren Hilfe Daten über die Internetnutzung des Nachfragers auf der Seite des Nutzers aufgezeichnet werden können. Sie produzieren ähnliche Daten wie Log-Dateien.
Modifizierte Browser	Spezielle Browser, die um eine Protokollkomponente erweitert worden sind, um Daten über die Internetnutzung des Nachfragers auf Seiten des Nutzers aufzuzeichnen. Sie produzieren ähnliche Daten wie Log-Dateien.
Packet-Sniffing-Technologien	Spezielle Programme, mit deren Hilfe die im Internet versandten Dateien hinsichtlich Inhalt, Ankunfts- und Zielort analysiert werden können. Sie produzieren ähnliche Daten wie Log-Dateien.
Deep Packet Inspection	Ähnlich zu Packet Sniffing Technologien, aber auf Ebene der Netzinfrastruktur ( ISPs, Router, Firewalls)
Fingerprints <sup>471</sup>	Wiedererkennung, z.B. anhand individueller Browsereinstellungen

---

<sup>471</sup> (Tillmann, 2013 S. 24ff)

Super-Cookies, Flash-Cookies, Ever-Cookies <sup>472</sup>	Cookie-Alternativen an anderen Speicherorten außerhalb der Cookie-Verwaltung des Browsers (z.B. im Browser DOM, in Speicherbereichen des Flash- oder Silverlight Plug-ins, in lokalen HTML5 Speicherbereichen)
Tracking Pixel	(für den Besucher i.d.R. unsichtbare) Links, die beim Aufruf einer Webseite Einträge in Log-Dateien auf anderen Servern hinterlassen, die darauf schließen lassen, wann ein Nutzer die Website besucht hat. (z.B. von Google Analytics, eTracker verwendet)
<b>Reaktive Erhebungsverfahren</b>	
Geschlossene Formularfelder	Feld für manuelle Eingaben durch den Nutzer, wobei keine Freiheitsgrade auf thematischer Ebene bestehen.
Offene Formularfelder	Feld für manuelle Eingaben durch den Nutzer, wobei Freiheitsgrade auf thematischer Ebene bestehen.
Wahlmenüs	Vorlage fest definierter Antwortkategorien, aus denen ein Nutzer passende Attribute auswählen kann.

Tabelle 15: Erhebungsverfahren im Internet nach (Buxel, 2002 S. 3), aktualisiert und erweitert

### 2.5.1.1 Datenqualität

Die Analysen, die für eine softwaregestützte Personalisierung von Angeboten nötig sind, setzen eine ausreichend große Datenmenge hoher Qualität voraus, welche das Kaufverhalten der Kunden im E-Commerce widerspiegelt.

Die konkreten Anforderungen an die zu beschaffenden Daten ergeben sich aus verwendeten Personalisierungsverfahren.

Die zur Analyse des Konsumentenverhaltens verwendeten Daten müssen ein möglichst großes Spektrum an soziodemografischen Fakten (Alter, Geschlecht, Familienstand...) abbilden, um den Einfluss einzelner soziodemografischer Parameter auf das Ergebnis ausschließen zu können. Nur durch ausreichende Informationen über alle Fakten können aussagekräftige Ergebnisse für verschiedene Zielgruppen generiert werden.<sup>473</sup>

Als Datenqualität wird sowohl die Datenvollständigkeit als auch die Vertrauenswürdigkeit der Daten bzw. die Vertrauenswürdigkeit der Quelle bezeichnet. Im optimalen Fall sind alle verwendeten Datensätze auf Vollständigkeit überprüft worden, und es fließen keine fehlerbehafteten Transaktions- oder Personendaten in die Analysen ein. Eine Übersicht zu möglichen Datenqualitätsproblemen wird in Abbildung 40 dargestellt.

<sup>472</sup> (Ehmann, 2012 S. 79f)

<sup>473</sup> Vgl. (Diekmann, 2006).

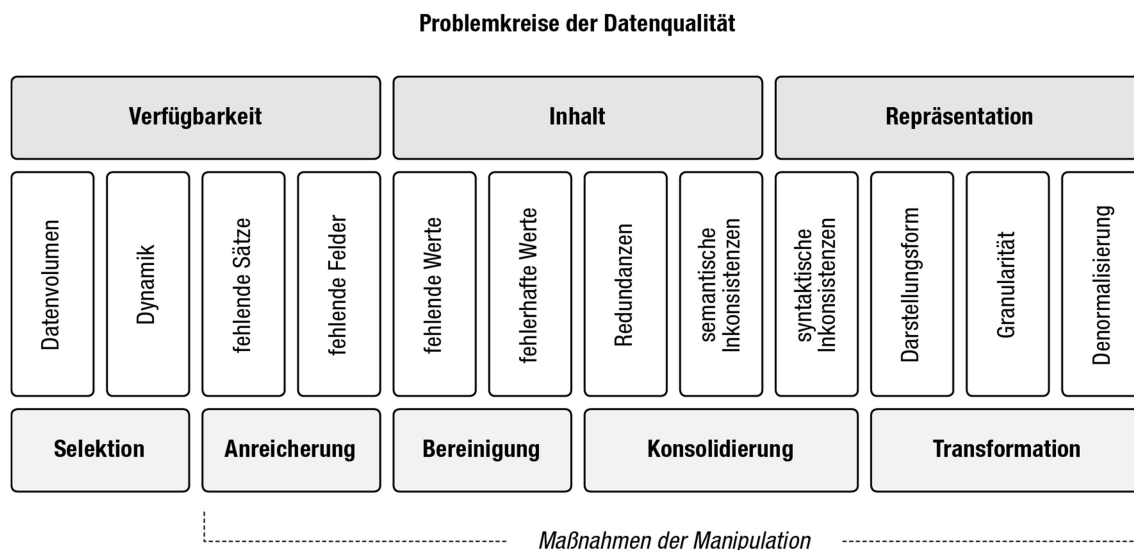


Abbildung 40: mögliche Datenqualitätsprobleme und zugehörige Maßnahmen  
(Knobloch, 2000 S. 32)

Die Datenqualität ist entscheidend für die Qualität der erzielten Ergebnisse.<sup>474</sup> Trotz dieser Bedeutung ist der Begriff Datenqualität bisher nur anwendungsspezifisch charakterisiert. Die verschiedenen Ansätze werden z.B. in (Helfert, 2002 S. 65) diskutiert.

### 2.5.1.2 Datensicherheit und Datenschutz

Ein wichtiger Punkt bei der Nutzung der Daten sind die geltenden Datenschutzbestimmungen und insbesondere das Recht des Einzelnen auf informationelle Selbstbestimmung. Dieses Recht beschreibt das Recht des Einzelnen, selbst über Verwendung und Preisgabe seiner personenbezogenen Daten zu bestimmen. Das Bundesdatenschutzgesetz (BDSG)<sup>475</sup> regelt die Nutzung von personenbezogenen Daten in Wirtschaft und Forschung, um eine Verletzung des Rechtes auf informationelle Selbstbestimmung zu vermeiden.

Die folgenden Erläuterungen zur Rechtsgrundlage der Verarbeitung personenbezogener Daten in diesem Abschnitt sind (Link, et al., 2008 S. 307ff) entnommen:

Die Grundlage des Datenschutzes bildet das Recht auf informationelle Selbstbestimmung.<sup>476</sup>

Im deutschen Recht wird der Umgang mit personenbezogenen Daten im Wesentlichen im Bundesdatenschutzgesetz (BDSG) geregelt. Bereichsspezifische Sonderregelungen finden sich im Telekommunikations- und Multimediarecht mit dem Telekommunikationsgesetz (TKG) und dem Telemediengesetz (TMG). Zu beachten ist hier, dass diesen bereichsspezifischen Sonderregelungen ein Anwendungsvorrang vor den allgemeinen Regelungen des BDSG eingeräumt wird (§ 1 Abs. 3 Satz 1 BDSG). Das

<sup>474</sup> (Adriaans, et al., 1996 S. 9)

<sup>475</sup> (Der Bundesbeauftragte für den Datenschutz und die Informationsfreiheit (Hrsg.), 2010)

<sup>476</sup> (Bundesverfassungsgericht, 1983)

TMG ist besonders im Bereich des Online Marketings von Bedeutung.<sup>477</sup> Beispiele für Telemedien sind Webshops, Web-Auftritte sowie Such- und Informationsdienste im Internet.<sup>478</sup>

Entscheidend für die Anwendung des Datenschutzrechtes ist die Frage, ob es sich um personenbezogene Daten handelt. Beantwortet wird die Frage in § 3 Abs. 1 BDSG. Demnach handelt es sich bei personenbezogenen Daten um Einzelangaben (Roßnagel, 2007) über persönliche oder sachliche Verhältnisse einer bestimmten oder bestimmaren natürlichen Person („Betroffene“). Bestimmbar ist die Person, wenn sie identifizierbar ist.<sup>479</sup> Bei Einzelangaben handelt es sich um Informationen, die sich auf eine einzelne Person beziehen lassen.

Dies bedeutet, dass die Daten grundsätzlich nicht weiter gegeben werden dürfen, es sei denn, dass aus den gespeicherten Datensätzen keine Rückschlüsse auf individuelle Personen möglich sind. Trotz der Einschränkungen durch das BDSG muss die Datenqualität für die angestrebten Untersuchungen gewährleistet sein.

Die Bestimmungen des BDSG können mittels des Konzeptes der Datenanonymisierung oder Pseudo-Anonymisierung umgesetzt werden.

Bei der Anonymisierung müssen die Daten derartig verändert worden sein, dass diese sich nur mit einem unverhältnismäßig großen Aufwand an Zeit, Kosten und Arbeitskraft wieder auf eine bestimmte Person beziehen lassen (§ 3 Abs. 6 BDSG).<sup>480</sup>

Um pseudonyme Daten handelt es sich nach § 3 Abs. 6a BDSG, wenn dem Kunden ein Kennzeichen zugeordnet wird, welches die Zuordnung von Daten zu seiner Person ausschließt oder wesentlich erschwert. Lediglich für den Kenner der Zuordnungsregel sind pseudonyme Daten personenbeziehbar. Im Bereich der Telemedien dürfen Nutzungsprofile, unter Vorbehalt des Widerspruchs des Kunden (Nutzers), beispielsweise für Zwecke der Werbung oder Marktforschung nur unter Verwendung von Pseudonymen erstellt und nicht mit Angaben zur Identifikation des Kunden (Trägers) zusammengeführt werden (§§ 15 Abs. 3 und 13 Abs. 4 Nr. 6 TMG). Im Ergebnis fallen dementsprechend nur personenbezogene Daten unter den Schutzbereich des BDSG. Daten, bei denen der Personenbezug fehlt, sind zum Beispiel Unternehmensdaten (keine natürliche Person), aggregierte Daten (es liegen keine Einzelangaben vor) und anonyme und pseudonyme Daten (hier fehlt die Bestimmbarkeit).<sup>481</sup> Abzuleiten ist hier für die Verfahren des Data Warehousing und Data Mining, dass das Datenschutzrecht nur greift, wenn diese auch personenbezogene Daten verwenden.<sup>482-483</sup>

Bei der Datenanonymisierung werden alle personenbezogenen Daten aus den Datensätzen entfernt, und es gibt keine Möglichkeit, Rückschlüsse auf individuelle

---

<sup>477</sup> (Eckhardt, 2007 S. 759)

<sup>478</sup> (Iraschko-Luscher, 2007 S. 608)

<sup>479</sup> Vgl. (Gola, et al., 2007 S. 106ff), (Simitis, et al., 2006 S. 265ff), (Tinnefeld, et al., 2005 S. 277ff).

<sup>480</sup> (Link, et al., 2008)

<sup>481</sup> Vgl. (Koch, 2004 S. 201ff).

<sup>482</sup> Vgl. (Scholz, 2003 S. 1833).

<sup>483</sup> (Link, et al., 2008)

Personen zu ziehen. Der Nachteil besteht darin, dass, wenn bei der Datenanalyse Auffälligkeiten bei einer bestimmten Person auftreten, diese Person in der Datenquelle nicht mehr identifiziert werden kann. Diesen Nachteil versucht die Pseudoanonymisierung (auch: Pseudonymisierung) zu umgehen, indem die personenbezogenen Daten in den einzelnen Datensätzen durch einen Schlüssel ersetzt werden. Mit Kenntnis des verwendeten Schlüssels und Zugang zur Originaldatenquelle könnten so einzelne Personen identifiziert werden.<sup>484</sup>

Zur Sicherung der Datenqualität müssen alle Angaben zu jeder einzelnen Person überprüft werden. Dies geschieht in den meisten Fällen über die Codierung ihrer Ausweisnummer (falls vorhanden) oder über die Abfrage ihrer angegebenen Bankverbindung.<sup>485</sup> Durch die elektronische Speicherung und Transformation kann es immer wieder zu fehlerhaften Datensätzen in der Datenbank kommen. Um die Konsistenz der Daten und damit auch ihre Qualität zu sichern, können Tests verschiedener Metaebenen durchgeführt werden. Die Überprüfung der syntaktischen Ebene stellt sicher, dass alle Daten in einem einheitlichen Format gespeichert werden. Zum Beispiel kann ein Wechseln der Formatierung der Geburtsdaten zwischen ddmmyyyy und dd.mm.yy zu syntaktischen Problemen führen. Auf der semantischen Ebene kann die Konsistenz von Inhalten und Attributen überprüft werden. Zum Beispiel sollte ein als Postleitzahl gespeicherter numerischer Wert (für in Deutschland ansässige Menschen) immer aus fünf Ziffern bestehen.

## 2.5.2 Knowledge Discovery und Data Mining

Zur Wissensentdeckung in den erhobenen Daten unterscheidet man hypothesengetriebene Verfahren (z.B. Statistik, SQL-Abfragen, OLAP (On-Line Analytical Processing)), auch als Top-Down-Verfahren bezeichnet, und hypothesenfreie Verfahren, auch als Bottom-Up-Vorgehensweise bezeichnet.<sup>486,487</sup> hypothesenfreie Verfahren werden oft unter dem Begriff „Data Mining“ zusammengefasst.<sup>488</sup>

Der Begriff des Data Mining ist in der Literatur nicht einheitlich definiert und unterlag einem Bedeutungswandel.<sup>489</sup> Eine Definition aufbauend auf (Hand, et al., 2001 S. 1) lautet:

Data Mining ist die Anwendung von Algorithmen auf (meist große Mengen) Beobachtungsdaten, um Muster in ihnen zu erkennen, sowie die verständliche Aufbereitung der Daten und Ergebnisse.

Wesentlicher Aspekt ist dabei die Entdeckung von Mustern, wodurch Data Mining den datengetriebenen Analyseverfahren zugeordnet wird.<sup>490</sup>

---

<sup>484</sup> Vgl. (Kaymaz, 2011 S. 103).

<sup>485</sup> (Bundesamt, 2006 S. 37,49, 95), (Kaase, 2002 S. 97ff)

<sup>486</sup> (von Mauer, 2003 S. 170), (Knobloch, 2000 S. 8)

<sup>487</sup> Die scharfe Trennung ist eine idealisierende Systematik, vollkommen hypothesenfreie Fragestellungen existieren nicht, eine völlig freie Suche nach „irgendwelchen“ Auffälligkeiten ist im Allgemeinen nicht sinnvoll. Daher ist eher von datengetriebenen Analyseproblemen zu sprechen (Knobloch, 2000 S. 10)

<sup>488</sup> (Knobloch, 2000 S. 8ff), (Wiedmann, et al., 2001 S. 17)

<sup>489</sup> (Grob, et al., 1999 S. 2ff), (Wiedmann, et al., 2001 S. 19ff)

Zusätzlich wird in manchen Definitionen gefordert, dass die Muster unbekannt oder nützlich sein sollen, oder es werden weitere Schritte, z.B. die Datenbeschaffung, mit einbezogen.<sup>491</sup>

Datengetriebene Verfahren liefern als Lösung Hypothesen<sup>492</sup>, hypothesengetriebene Verfahren überprüfen Thesen. Damit liegt eine Koppelung beider Vorgehensweisen nahe (Martin, 1997 S. 129): Die in einem ersten Schritt mit einem Bottom-Up Verfahren erzeugten Hypothesen werden in einem zweiten Schritt einer Top-Down-Analyse unterzogen, um sie anhand der Daten zu bestätigen oder zu widerlegen. Ein mehrfaches Durchlaufen dieser Schritte führt zu einem Analysezyklus (siehe Abbildung 41). Jeder Analyseansatz (datengetrieben oder hypothesengetrieben), der zur Gewinnung von Wissen aus den betrieblichen Datenbeständen geeignet ist, kann zum Einsatz kommen. Daraus resultiert die Notwendigkeit nach Data-Mining-Systemen, die ein breites Spektrum an Analysemethoden (z.B. Data Mining, OLAP, SQL, Statistik,...) zur Verfügung stellen.<sup>493</sup>

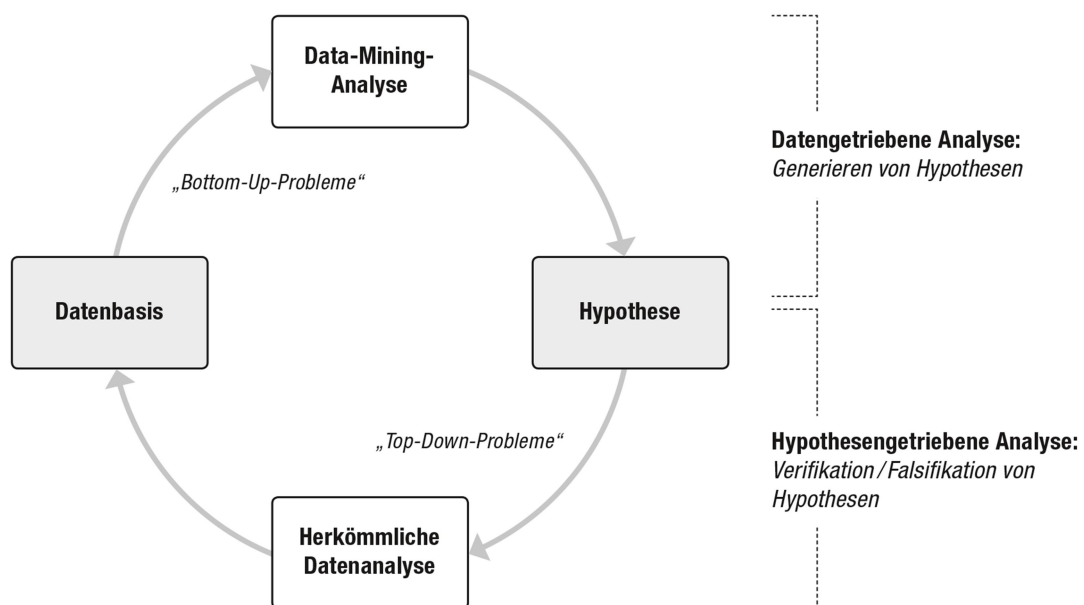


Abbildung 41: Datenanalysezyklus (Knobloch, 2000 S. 11)<sup>494</sup>

Mit dem Knowledge Discovery in Databases (KDD)- Prozess existiert ein allgemeiner Rahmen für die Analyse großer Datenbestände.<sup>495</sup> Er besteht aus den Phasen

<sup>490</sup> Vgl. (Knobloch, 2000 S. 8).

<sup>491</sup> (Grob, et al., 1999 S. 3; Hand, et al., 2001 S. 1)

<sup>492</sup> (Adriaans, et al., 1996 S. 19)

<sup>493</sup> (Adriaans, et al., 1996 S. 90), (Knobloch, 2000 S. 2)

<sup>494</sup> Angelehnt an den empirischen Zyklus, (Adriaans, et al., 1996 S. 14).

<sup>495</sup> (Knobloch, 2000 S. 27)

Vorverarbeitung des Datenmaterials, Durchführung der eigentlichen Analyse (Data Mining, OLAP,...) sowie der Interpretation der Ergebnisse.<sup>496</sup>

Die Vorverarbeitungsphase lässt sich weiter in die Schritte Selektion, Exploration und Manipulation der Daten untergliedern.<sup>497</sup> Beim Einsatz eines Data Warehouses im KDD Prozess ist seine Befüllung mit Daten über den ETL- (Extraction, Transformation, Loading) Prozess ein Teil der Vorverarbeitungsphase.<sup>498</sup>

Während (Fayyad, et al., 1996) noch zwischen KDD und Data Mining als einer Phase innerhalb des KDD-Prozesses differenzieren, werden die Begriffe Data Mining und KDD heute als synonym betrachtet,<sup>499</sup> dabei verbindet sich der iterative und interaktive KDD-Prozess mit dem griffigeren Terminus „Data Mining“ zum „Data-Mining-Prozess“<sup>500</sup> (Wilde, 2001 S. 46)

Wenn das Internet als Datenquelle für das Data Mining herangezogen wird, wird der Prozess als Web-Mining bezeichnet. Synonym zum Begriff Web Mining werden in der Literatur auch Begriffe wie „E-Mining“ oder „Online Mining“ verwendet. Anhand der aufgedeckten Muster können dann Vorhersagen und aussagekräftige Nutzungs- bzw. Nutzerprofile aggregiert werden, welche als Grundlage für weitere Personalisierungsschritte dienen.<sup>501</sup>

### **2.5.2.1 Der Data-Mining-Prozess**

Die Wissensentdeckung in großen Datenbeständen mit automatischen und semi-automatischen Methoden erfolgt mit Hilfe eines Data-Mining-Prozesses. Dabei wird prinzipiell in den fünf Prozessschritten Aufgabendefinition, Datenaufbereitung, Datenanalyse, Ergebnisevaluation und Anwendung vorgegangen.<sup>502</sup> Die Durchführung erfolgt mithilfe eines Data-Mining-Systems, welches geeignete Werkzeuge für alle Prozessschritte und die einzusetzenden Data-Mining-Methoden beinhaltet.<sup>503</sup>

Diese allgemeine Vorgehensweise beschreibt jedoch nicht alle für einen Data-Mining-Prozess relevanten Problembereiche. Aus diesem Grunde wurden detailliertere Prozess-Schemata entwickelt.<sup>504</sup> Diese lehnen sich faktisch an das von (Box, et al., 1970) eingeführte iterative Schema der Modellfindung an.<sup>505</sup>

Bei (Hippner, et al., 2001) werden die Aufgaben des Data-Mining-Prozesses auf den Bereich des Marketings fokussiert. Deshalb bildet diese Variante des Data-Mining-Prozesses die Grundlage des Vorgehens zur Wissensentdeckung in der vorliegenden Arbeit.

---

<sup>496</sup> Vgl. auch (Berry, et al., 1997 S. 65-72).

<sup>497</sup> (Knobloch, 2000 S. 27f)

<sup>498</sup> (Keuper, et al., 2008 S. 163)

<sup>499</sup> Vgl. (Wiedmann, et al., 2001 S. 17).

<sup>500</sup> Siehe Abschnitt 2.5.2.1.

<sup>501</sup> (Grabner-Kräuter, et al., 2001 S. 132)

<sup>502</sup> (Wilde, 2001 S. 45)

<sup>503</sup> (Han, et al., 2011 S. 6f)

<sup>504</sup> Vgl. (Wiedmann, et al., 2001 S. 22ff).

<sup>505</sup> (Küsters, 2001 S. 129f)

Den detaillierten Data-Mining-Prozess auf der Basis von (Wilde, 2001 S. 47) stellt Tabelle 16 dar. Er ist geprägt durch umfangreiche Nutzer-Interaktionen und Rückkoppelungen zwischen einzelnen Phasen.<sup>506</sup>

#	Phase	Kennzeichen
1	Aufgabendefinition	Bestimmung der betriebswirtschaftlichen Problemstellung, Ableitung analytischer Ziele für das Data Mining Projektplanung
2	Auswahl der relevanten Datenbestände	Katalogisierung der verfügbaren Datenquellen, qualitative Bewertung der verfügbaren Datenquellen, Bestimmung der geeigneten Datenbestände
3	Datenaufbereitung	Datentransformation in ein geeignetes Datenformat zur Datenanalyse, explorative Datenanalyse, Datenanreicherung, Datenreduktion, Behandlung fehlender Merkmalswerte, Behandlung von fehlerhaften Merkmalswerten und Ausreißern, Kodierung der Merkmale
4	Auswahl der Data-Mining-Methoden	Bestimmung der Auswahlkriterien für Data-Mining-Methoden (Methode = generelle Beschreibung einer Vorgehensweise), Bewertung der Data-Mining-Methoden, Bestimmung geeigneter Data-Mining-Methoden, Auswahl eines Data-Mining-Werkzeugs.
5	Anwendung der Data-Mining-Methoden	Entwicklung von Data-Mining-Modellen (Modell = Ergebnis der Anwendung einer Methode auf einen konkreten Datenbestand), Test von Data-Mining-Modellen, Kombination von Data-Mining-Methoden.
6	Interpretation und Evaluation der Data-Mining-Ergebnisse	Ausfiltern handlungsrelevanter Data-Mining-Ergebnisse, betriebswirtschaftliche Bewertung der Data-Mining-Ergebnisse, Bewertung des Data-Mining-Prozesses.
7	Anwendung der Data-Mining-Ergebnisse	Anpassung der operativen Geschäftsprozesse im Marketing, Einbindung der Data-Mining-Modelle in die operativen Geschäftsprozesse im Marketing, Empfehlungen für Führungsentscheidungen im Marketing, Aufgabendefinition für weitere Data-Mining-Prozesse.

Tabelle 16: Phasen des Data-Mining-Prozesses (Wilde, 2001 S. 47f)

<sup>506</sup> (Hippner, et al., 2001 S. 53)



### 2.5.2.2 Data-Mining-Problemtypen

Die unter dem Begriff Data Mining zusammengefassten Ansätze zur Datenanalyse entstammen einer Vielzahl an Forschungsdisziplinen. Daraus ergibt sich eine Vielzahl an sich teilweise überlappenden Einzelmethoden.<sup>507</sup> Aus dieser Gesamtmenge müssen in Phase 4 des Data-Mining-Prozesses für die jeweilige Problemstellung geeignete Verfahren nach entsprechenden Kriterien ausgewählt werden. Dabei ist eine Orientierung an den unterschiedlichen Data-Mining-Problemtypen möglich.

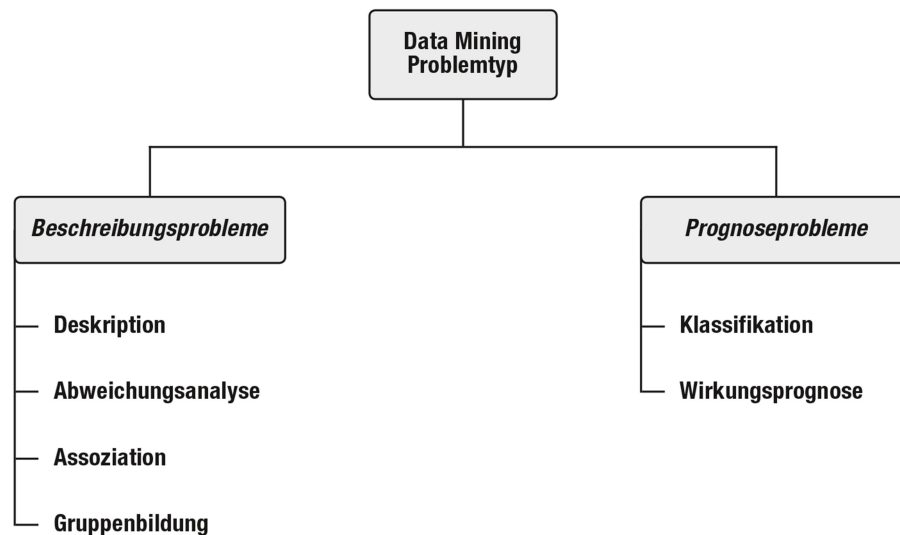


Abbildung 42: Problemtypen im Data Mining (Hippner, et al., 2001 S. 64)

Grundsätzlich lassen sich nach (Fayyad, et al., 1996 S. 12) Beschreibungsprobleme (Aufdeckung relevanter Strukturen in den Daten) und Prognoseprobleme (Treffen von Aussagen über unbekannte oder künftige Merkmalswerte) unterscheiden. In der Literatur werden die Problemtypen unterschiedlich weit differenziert. (Hippner, et al., 2001 S. 63f)<sup>508</sup> verfeinern dabei die Problemtypen, wie in Abbildung 42 gezeigt, gegenüber (Knobloch, 2000 S. 17) etwas weiter:

Als *Deskription* wird die Beschreibung interessanter Strukturen in den Daten mittels deskriptiver statistischer Methoden<sup>509</sup>, Visualisierungsmethoden<sup>510</sup> oder OLAP<sup>511</sup> bezeichnet. Sie befindet sich an der Grenze zwischen der explorativen Datenanalyse im Rahmen der Datenaufbereitung und dem eigentlichen Kern des Data Minings.

Bei der *Abweichungsanalyse* werden Abweichungen der Merkmalsentwicklung von historischen Entwicklungsmustern automatisch erkannt. Es handelt sich dabei nach

<sup>507</sup> (Küsters, 2001 S. 95)

<sup>508</sup> Basierend auf (Berry, et al., 1997 S. 52ff; Chapman, et al., 1999 S. 82ff; Reinartz, 1999 S. 21; Weiss, et al., 1998 S. 7) (Fayyad, et al., 1996 S. 13ff).

<sup>509</sup> Vgl. (Küsters, et al., 2000 S. 131ff).

<sup>510</sup> Vgl. (Scheed, 2000 S. 837ff).

<sup>511</sup> Vgl. (Chamoni, 2000 S. 543ff).

(Küsters, 2001 S. 152) um Fortentwicklungen von Analyse- und Prognose-Verfahren und nicht um eigenständige Methoden. Zwei verbreitete methodische Ansätze sind Ausreißeranalyseverfahren in metrischen Regressionsmodellen und Ausreißerdiagnosestatistiken in exponentiellen Glättungsmodellen und ARIMAX-Modellen.

Unter *Assoziation* wird die Beschreibung von Abhängigkeiten zwischen Merkmalen verstanden (z.B. welche Waren besonders häufig miteinander gekauft werden). Geeignete Methoden sind z.B. die Korrelationsanalyse<sup>512</sup> oder die Assoziationsanalyse<sup>513</sup>.

Bei der *Gruppenbildung/Clustering* werden die Informationsobjekte in durch gemeinsame Merkmalsausprägungen charakterisierte Klassen untergliedert, z.B. mittels Clusteranalyse<sup>514</sup> oder durch künstliche neuronale Netze (KNN)<sup>515</sup>.

Weiterhin untergliedern (Hippner, et al., 2001 S. 63f) Prognoseprobleme in Klassifikation und Wirkungsprognose (siehe Abbildung 42):

Bei der *Klassifikation* werden Informationsobjekten vordefinierte, durch bestimmte Merkmale beschriebene Klassen zugeordnet. Geeignete Methoden sind z.B. logistische Regressionsanalyse<sup>516</sup>, Diskriminanzanalyse<sup>517</sup>, Klassifikationsbäume<sup>518</sup>, KNN<sup>519</sup> und Genetische Algorithmen<sup>520</sup>.

Bei der *Wirkungsprognose* wird eine unbekannte Ausprägung eines Merkmals auf der Grundlage weiterer Merkmale mit bekannten Ausprägungen bestimmt. Geeignete Methoden sind z.B. Regressionsanalysen<sup>521</sup>, Regressionsbäume, KNN, Box-Jenkins-Methoden<sup>522</sup> oder Genetische Algorithmen.

Für die unterschiedlichen Problemtypen eignen sich jeweils verschiedene Data-Mining-Methoden. Eine Aufstellung dieser nach (Küsters, 2001) zeigt Tabelle 17.

---

<sup>512</sup> Vgl. (Küsters, et al., 2000 S. 131ff).

<sup>513</sup> Vgl. (Hettich, et al., 2000 S. 427ff).

<sup>514</sup> Vgl. (Grabmeier, et al., 2000 S. 299ff).

<sup>515</sup> Vgl. (Poddig, et al., 2000 S. 363ff).

<sup>516</sup> Vgl. (Küsters, et al., 2000 S. 145ff).

<sup>517</sup> Vgl. (Bonne, et al., 2000 S. 193ff).

<sup>518</sup> Vgl. (Küsters, 2001 S. 109f).

<sup>519</sup> Vgl. (Poddig, et al., 2000 S. 363ff).

<sup>520</sup> Vgl. (Bäck, et al., 2000 S. 403ff).

<sup>521</sup> Vgl. (Küsters, et al., 2000 S. 131ff; Boztuğ, et al., 2000 S. 807ff).

<sup>522</sup> Vgl. (Bell, et al., 2000 S. 270ff).

---

<b>Problembereich</b>	<b>Geeignete Methoden</b>
Deskription	Statistik Visualisierung OLAP Intelligente Agenten Text Mining Bayes'sche Netze
Assoziation	Korrelationsanalyse Assoziationsanalyse Künstliche Neuronale Netze Bayes'sche Netze Intelligente Agenten
Segmentation	Clusteranalyse Künstliche Neuronale Netze Bayes'sche Netze Intelligente Agenten Evolutionäre Algorithmen
Klassifikation	Diskriminanzanalyse Künstliche Neuronale Netze Bayes'sche Netze Nächster Nachbar
Wirkungsprognose	Regressionsanalyse Künstliche Neuronale Netze Regressionsbäume Zeitreihenanalyse Genetische Algorithmen

Tabelle 17: geeignete Methoden für Data-Mining-Problemtypen (Küsters, 2001 S. 137ff)

### 2.5.2.3 Das Data-Mining-System

Zur Durchführung des Data-Mining-Prozesses ist ein Data-Mining-System erforderlich. Eine schematische Darstellung der Hauptkomponenten eines solchen Systems zeigt Abbildung 43 (Han, et al., 2006 S. 7f): Auf der untersten Ebene befinden sich die vielfältigen Datenquellen. Dabei kann es sich z.B. um unstrukturierte Daten, Spreadsheets, Webseiten, OLTP-Systeme, Datenbanken oder Data Warehouses handeln. Aus diesen Quellen müssen die erforderlichen Daten extrahiert und aufbereitet werden, um sie im Rahmen einer Datenbank oder eines Data Warehouses für das Data Mining bereit zu stellen. Das Mining erfolgt mithilfe einer Data Mining Engine, welche Module mit Werkzeugen zur Umsetzung der Data-Mining-Methoden beinhaltet. Das Pattern-Evaluation-Modul dient zur Identifikation interessanter Muster. Es wirkt als Filter, um

aus der Vielfalt möglicher Muster die genauer zu untersuchenden auszuwählen. Die Knowledge Base stellt Wissen über die untersuchte Domain zur Steuerung des Data Minings bereit. Das User Interface dient schließlich der Interaktion mit dem System. Es erlaubt u.a. die Steuerung der Werkzeuge und die grafische Anzeige der Ergebnisse.

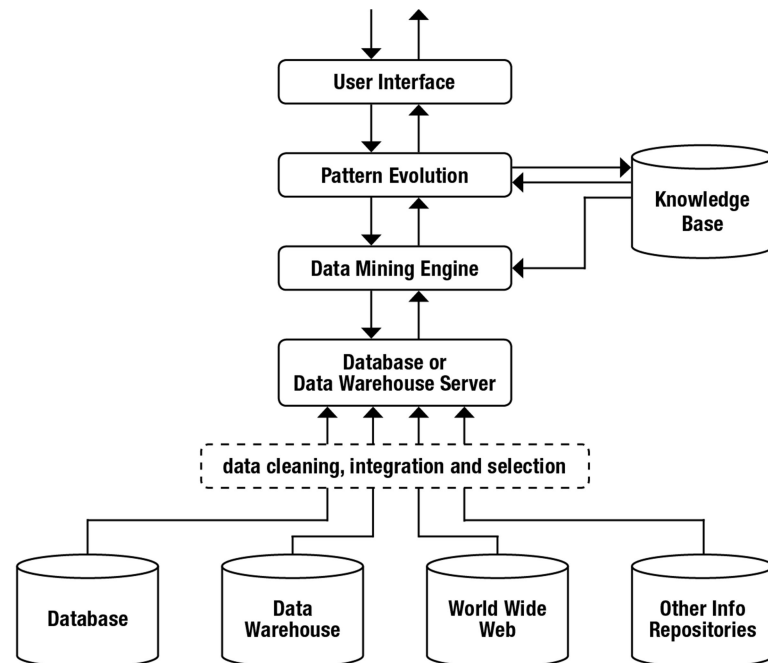


Abbildung 43: Architektur eines typischen Data-Mining-Systems (Han, et al., 2006 S. 8)

Obwohl nicht zwingend erforderlich, bietet der Einsatz eines Data-Warehouse-Systems zur Durchführung von Data Mining Vorteile bei der Bereitstellung der zu analysierenden Daten, ihrer Verarbeitung sowie der Verwaltung der Ergebnisse.<sup>523</sup>

So bietet das Data Warehouse einen bereinigten, konsolidierten und integrierten Datenbestand. Mit OLAP<sup>524</sup> stehen effiziente Möglichkeiten zur Analyse, Hypothesenprüfung und Datenexploration zur Verfügung.<sup>525</sup>

Data-Mining-Systeme können hinsichtlich ihrer Anbindung an den Datenbestand klassifiziert werden (Han, et al., 2006 S. 34ff):

<sup>523</sup> (von Mauer, 2003 S. 173)

<sup>524</sup> Der Begriff On-Line Analytical Processing (OLAP) geht auf ein Thesenpapier von E.F. Codd zurück (Codd, 1993). Dort wird mit zwölf Grundregeln für Analysewerkzeuge ein Konzept für die im Dialogbetrieb realisierte Verdichtung und Darstellung von managementrelevanten Daten, insbesondere in Abgrenzung zu OLTP definiert. Zusätzlich wird im Gabler Wirtschaftslexikon (Gabler Verlag) gefordert, dass sich die Daten in einem Data Warehouse befinden. Je nach Architektur des Data Warehouses unterscheidet man Multidimensional OLAP (MOLAP) nach (Kimball, et al., 2002) und Relational OLAP (ROLAP) nach (Inmon, 1996).

<sup>525</sup> (Han, et al., 1998 S. 1), (Knobloch, 2000 S. 50)

- No-Coupling: keine eigene Datenbank oder Data Warehouse, alle Daten werden zur Verarbeitung immer aus den externen Datenquellen in die Werkzeuge geladen
- Loose Coupling: Es wird eine Datenbank oder ein Data Warehouse eingesetzt, deren Grundfunktionen (Abfragen, Indexing) finden Verwendung.
- Semitight Coupling: Wichtige Grundfunktionen des Data Minings (z.B. Sortieren, Aggregieren, Summieren,...) werden von der Datenbank bzw. dem Data Warehouse geleistet und können dort vorberechnet und gespeichert werden.
- Tight Coupling: Das Data-Mining-System ist als Komponente integriert in das Datenbanksystem oder das Data Warehouse. Die Data-Mining-Abfragen sind optimiert auf den Datenspeicher. Das System bildet eine einheitliche Informationsverarbeitungs-Umgebung

Data-Mining-Systeme ohne eigene Datenbank eignen sich nur für sehr einfache Analysen. Zwischenergebnisse können nicht gespeichert werden, die Datenquellen müssen immer verfügbar sein und für die zusätzliche Abfragelast des Data Minings ausgelegt sein. Der No-Coupling-Ansatz wird deshalb als schlechtes Design eines Data-Mining-Systems betrachtet. Tight Coupling bietet die beste Effizienz und Skalierbarkeit.<sup>526</sup>

Data-Mining-Systeme können darüber hinaus nach der Art der Datenbank (z.B. relational, objekt-relational,...), der Art des Wissens (z.B. Clustering, Klassifikation, Korrelation...), den eingesetzten Techniken (maschinelles Lernen, Visualisierung, Neuronale Netze...) oder der Anwendungs-Domain (z.B. Finanzindustrie, Telekommunikation, Genetik,...) klassifiziert werden.<sup>527</sup>

#### 2.5.2.3.1 Data Warehousing

Der Begriff „Data Warehouse“ wurde 1993 durch den amerikanischen Unternehmensberater W.H.Inmon geprägt (Inmon, 1996 S. 33): „A data warehouse is a subject-oriented, integrated, time-variant, nonvolatile collection of data in support of management’s decision-making process.“. Abbildung 44 zeigt eine Data-Warehouse-Systemarchitektur.

Eine kritische Betrachtung der Definition von Inmon erfolgt durch (Zeh, 2003 S. 5). Er schlägt eine verallgemeinerte Definition vor: „Ein Data Warehouse ist ein physischer Datenbestand, der eine integrierte Sicht auf die zugrunde liegenden Datenquellen ermöglicht.“

---

<sup>526</sup> (Han, et al., 2006 S. 35f)

<sup>527</sup> (Han, et al., 2006 S. 35f)

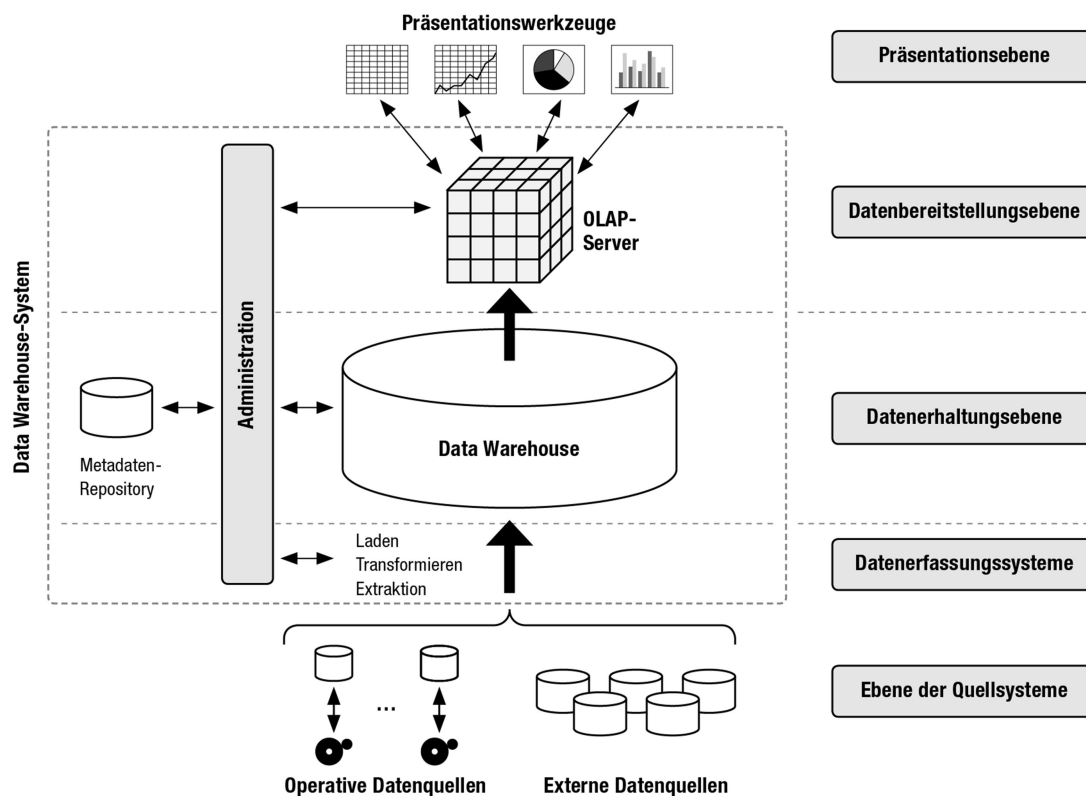


Abbildung 44: Data-Warehouse-Systemarchitektur (von Mauer, 2003 S. 169),  
Originalquelle (Böhnlein, et al., 2000)

In dieser Arbeit wird der Begriff Data Warehouse in letzterem Sinne aufgefasst, Zweck ist die Bereitstellung der Daten für Empfehlungssysteme, nicht Management Support.

Ein Data Mart bietet eine externe (Teil-)Sicht auf das Data Warehouse, die i.d.R. durch Kopieren und somit durch die Einführung von Redundanz erreicht wird. Der Data Mart ist anwendungsbereichsspezifisch und weist häufig eine höhere Verdichtung auf als das Data Warehouse.<sup>528</sup>

Data Warehousing ist der Prozess der Zusammenführung und Verwaltung von Daten verschiedener Quellen zum Zweck, eine einheitliche, detaillierte Sicht auf einen einzelnen Geschäftsbereich oder das gesamte Unternehmen.<sup>529</sup>

Das Data Warehousing verbindet die Elemente der Data-Warehouse-Architektur.<sup>530</sup> Der ETL-Prozess ist ein Teilprozess des Gesamtprozesses Data Warehousing. Er dient zur Koppelung der operativen Systeme mit dem Data Warehouse. Innerhalb dieses Prozesses werden die benötigten Daten aus den operativen Systemen extrahiert, geeignet transformiert und dann in die Zielstruktur des Data Warehouse eingefügt.<sup>531</sup>

<sup>528</sup> (Bauer, et al., 2008 S. 58; Inmon, 1996 S. 50)

<sup>529</sup> (Gardner, 1998 S. 54)

<sup>530</sup> (Schwarz, 1999 S. 2f)

<sup>531</sup> (Bartel, et al., 2000 S. 50)

Aus einer Data-Warehouse-Perspektive betrachtet, wirkt Data Mining wie eine Erweiterung von OLAP. Die von einem Data-Mining-System angebotene Vielfalt der möglichen Methoden und Werkzeuge geht aber deutlich darüber hinaus und erreicht eine neue Qualität.<sup>532</sup>

#### 2.5.2.3.2 Der ETL-Prozess

Der ETL-Prozess dient zur Befüllung des Data Warehouses und ist nach den englischen Bezeichnungen der Teilschritte Extraction, Transformation und Loading benannt.<sup>533</sup>

Er umfasst alle Aktivitäten zur Umwandlung der operativen Daten in auswertbare Daten und setzt sich aus den Teilprozessen Filterung, Harmonisierung, Aggregation und Anreicherung zusammen.<sup>534</sup> Siehe auch Tabelle 18.

Während der Transformation im ETL-Prozess können sowohl Schritte zur Wahrung des Datenschutzes (Anonymisierung, Pseudonymisierung, vgl. Abschnitt 2.5.1.2) als auch zur Überprüfung der Datenqualität (siehe Abschnitt 2.5.1.1) durchgeführt werden.

<b>Filterung</b>	Extraktion der operativen Daten und Bereinigung syntaktischer und inhaltlicher Defekte in den zu übernehmenden Daten
<b>Harmonisierung</b>	Abstimmung der gefilterten Daten
<b>Aggregation</b>	Verdichtung der harmonisierten Daten
<b>Anreicherung</b>	Bildung und Speicherung (betriebswirtschaftlicher) Kennzahlen

Tabelle 18: ETL-Teilprozesse (Kemper, et al., 2010 S. 28)

Bei der Extraktion werden aus unterschiedlichen Quelldatenbeständen (relationale Datenbanken, File-Systeme, XML-Dokumente/Datenbank, Textdateien etc.) Daten extrahiert und in eine Staging Area<sup>535</sup> geladen. Die Extraktion kann dabei auf drei Arten initiiert werden:

- Offline: aufgrund festgelegter, an den betrieblichen Anforderungen orientierten Regeln, i.Allg. in periodischen Abständen
- On Demand: durch Anwendungen auf Data Warehouse / Data Marts
- Realtime: ereignisgesteuert durch Quelldatenträger

Bei der Extraktion werden die Datenprofile entweder anhand von Metadaten über die Quellen (Metadatenmanagement) oder spezifische Prüfmethode (Data Profiling) ermittelt und als ungeeignet erkannte Quelldaten zurückgewiesen.

<sup>532</sup> Vgl. (Han, et al., 2006 S. 9).

<sup>533</sup> (Hummeltenberg, 2009; Kemper, et al., 2010 S. 20)

<sup>534</sup> (Kemper, et al., 2010 S. 27)

<sup>535</sup> (van der Lans, 2012 S. 36) definiert Staging Area wie folgt: "The data staging area is a temporary and intermediate data store loaded with data from the production systems".

Das konkrete Mapping der Quelldaten auf die Zieldaten bestimmt den Funktionsumfang im Einzelnen, z.B.:

- Auswahl der relevanten Daten, Elimination von Duplikaten
- Schlüsselvergabe/-bereinigung
- Überführung von CSV (Comma Separated Value) -Dateien in strukturierte Formate, XML/SQL-Konversion (XML, Structured Query Language)
- Datenbereinigung, Integritätstests aufgrund Domänen oder vorgegebenen Mustern, Datenabgleich (Data Cleansing)
- Überführung ereignisorientierter in periodenorientierte Größen, Währungsumrechnung, Aggregation, Kennzahlenermittlung u.a.
- Datenintegration unterschiedlicher Quellen, Standardisierung, Datenergänzung (Datenfusion)

Für das Laden der transformierten Daten gibt es unterschiedliche Varianten, die von der gewählten Architektur des Data Warehouses abhängen:

Bei (Hummeltenberg, 2009) werden die integrierten und transformierten Daten zuerst in einem Operational Data Store (ODS)<sup>536537</sup> abgelegt. Aus diesem ODS werden in der Lade-Phase die Daten in das Data Warehouse importiert.

In einem Data Warehouse nach (Inmon, 1996) übernimmt ein „Core Data Warehouse“ die Funktion des logisch zentralen Datenlagers aller für die Analyse wichtigen Informationen und versorgt die angeschlossenen Data Marts mit Daten.<sup>538</sup>

Im Data Warehouse nach (Kimball, et al., 2004 S. 20) wird die Funktion des ODS aufgrund sich verbessernder Echtzeit- und Zugriffsfähigkeiten der Data Warehouses zunehmend durch diese selbst übernommen. Der Lade-Schritt erfolgt dabei direkt in die Data Marts.

Der ETL-Prozess kann einerseits als Individuallösung umgesetzt werden. Die Modellierung des ETL-Prozesses an sich ist z.B. mit UML möglich.<sup>539</sup>

Andererseits empfiehlt sich aber bei komplexen Extraktions- und Transformationsaufgaben (viele Datenquellen, viele Daten, schwankende Datenqualität...) der Einsatz entsprechender Werkzeuge. Eine Marktübersicht dazu liefert (Gartner Inc., 2010), eine aktuelle Untersuchung von geeigneten Open-Source-ETL-Werkzeugen mit Schwerpunkt Performanceanalyse bieten (Majchrzak, et al., 2011 S. 287).

---

<sup>536</sup> Ein Operational Data Store beinhaltet aktuelle transaktionsorientierte Daten aus verschiedenen operativen Quellsystemen und stellt sie für Anwendungs- und Auswertungszwecke bereit. Die Daten werden jedoch nicht längerfristig historisiert, sondern im Bedarfsfalle überschrieben. (Inmon, et al., 2000 S. 218f) nach (Kemper, et al., 2010 S. 26)

<sup>537</sup> Vgl. (Kemper, et al., 2010 S. 26).

<sup>538</sup> (Kemper, et al., 2010 S. 39)

<sup>539</sup> Vgl. (Trujillo, et al., 2003).



### 2.5.3 Das Experiment als Erhebungsdesign

Die Geschichte von Experimenten als wissenschaftliche Forschungsmethode lässt sich bis ins 13. Jahrhundert zurückverfolgen<sup>540</sup>. Nachdem sie lange Zeit vorwiegend in den Naturwissenschaften als die Prüfinstanz für Hypothesen und Theorien sowie als Grundlage für Kausalschlüsse<sup>541</sup> dienten<sup>542</sup>, gewinnen Experimente seit dem 20. Jahrhundert in der Marketingforschung zunehmend an Bedeutung<sup>543</sup>. Insbesondere stehen dabei die Bewertung von Produktinnovationen, die Bewertung von Maßnahmen in der Preispolitik oder Werbewirkungstests im Mittelpunkt<sup>544</sup>. Im Gegensatz zu den Naturwissenschaften können dabei aufgrund der erheblich Menge an Einflussfaktoren in der Regel nur probabilistische Kausalitäten nachgewiesen werden<sup>545</sup>.

Wissenschaftliche Experimente gelten als der „Königsweg“<sup>546</sup> zur Erschließung theoretisch und sachlogisch fundierter Annahmen kausaler Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge. Sie stellen dafür die exakteste und zuverlässigste Methode dar<sup>547</sup>. In der Werbewirkungsforschung gelten Experimente als geeignetes Mittel zur Feststellung der Effektivität einer Werbemaßnahme.<sup>548</sup> Sie sind ein sehr nützliches Verfahren zur Erzeugung von Daten für die Entscheidungsfindung<sup>549</sup>.

Nicht-experimentelle Verfahren bieten oft nur unzureichende Gewissheit bei der Überprüfung kausaler Zusammenhänge<sup>550</sup>, so dass aus wissenschaftlicher Sicht eine empirische Überprüfung der Wirksamkeit wünschenswert ist.

Der Anwendung experimenteller Methoden zur Aufdeckung von Kausalzusammenhängen sind andererseits auch erhebliche Grenzen gesetzt: Langfristige Auswirkungen lassen sich aufgrund der problematischen Kontrolle möglicher Einflussfaktoren über einen großen Zeitraum nur schwer messen (geringe Reliabilität). Zahlreiche Störeinflüsse führen zu einer Einschränkung der Aussagekraft gewonnener Ergebnisse (geringe Validität).<sup>551</sup>

---

<sup>540</sup> Vgl. (Brown, et al., 1990 S. 1), (Zimmermann, 1972 S. 15).

<sup>541</sup> Vgl. (Stier, 1999 S. 207f).

<sup>542</sup> Vgl. (Parthey, et al., 1966 S. 17ff u. 38ff).

<sup>543</sup> Vgl. (Linker, 1974 S. 45ff), (Brown, et al., 1990 S. 1).

<sup>544</sup> Vgl. (Green, et al., 1988 S. 198), (Montgomery, 2009 S. 1), (Böhler, 2004 S. 41f), (Bradley, 2007 S. 283f), (Koschate, 2008 S. 119).

<sup>545</sup> (Hempel, 2011 S. 193), vgl. (Nieschlag, et al., 2002 S. 384)

<sup>546</sup> (Plötner, 1995 S. 126)

<sup>547</sup> Vgl. (Parasuraman, 1986 S. 267), (Sarris, 1990 S. XV), (Aaker, et al., 2006 S. 346ff), (Iacobucci, et al., 2010 S. 104), (Churchill Jr., 1999 S. 148).

<sup>548</sup> Vgl. (Burst, 2002 S. 27), (Koschate, 2008 S. 119).

<sup>549</sup> (Hempel, 2011 S. 191), vgl. (Enis, et al., 1975 S. 41)

<sup>550</sup> (Hempel, 2011 S. 191), vgl. (Churchill Jr., 2001 S. 138f), (Erichson, 1995 S. 640), (Stier, 1999 S. 209), (Cox, et al., 1969 S. 5), (Kinnear, et al., 1991 S. 282f)

<sup>551</sup> (Meffert, et al., 2008 S. 164)

---

Ein Experiment ist eine Untersuchung, die unter kontrollierten und variierten Bedingungen stattfindet, um Ursache-Wirkungszusammenhänge aufzudecken.<sup>552</sup> Es hat den Vorteil, dass man damit kausale und nicht nur korrelative Zusammenhänge prüfen kann. Ein Experiment ist ein Daten-Erhebungsdesign, welches herstell- (es muss nicht auf ein zufälliges Eintreten gewartet werden), variiert- und wiederholbar ist.<sup>553</sup> Experimente gehören zu den hypothesengetriebenen Verfahren.

In der Marketingforschung sind wissenschaftliche Experimente dadurch charakterisiert, dass durch den Experimentator (Versuchsleiter, Forscher) eine oder mehrere unabhängige Variable(n) (UV) systematisch verändert wird/werden und die aus dieser experimentellen Variation resultierende Veränderung einer oder mehrerer abhängiger Variablen (AV), auch als Treatment bzw. Treatment Variable bezeichnet<sup>554</sup>, gemessen wird.<sup>555</sup> Eine dritte Klasse von Variablen in Experimenten bilden die Störvariablen (SV). Es handelt sich dabei um weitere Einflüsse, die neben der unabhängigen Variablen auf die abhängige(n) Variable(n) wirken können.<sup>556-557</sup> Um eine Konfundierung<sup>558</sup> („Confounding“ - Vermischung) der Wirkungen von UV und SV auf die AV zu vermeiden oder mindestens zu minimieren, müssen Störvariablen eliminiert oder neutralisiert werden.<sup>559</sup>

Daraus ergibt sich eine dreistufige experimentelle Forschungsmethodik: Im ersten Schritt erfolgt die Formulierung von kausalen Hypothesen der Form „Eine Änderung der unabhängigen Variablen X bewirkt eine Änderung der abhängigen Variablen Y“.<sup>560</sup>

Darauf folgt der Einsatz von Techniken zur Beseitigung bzw. Minimierung von Störvariablen. Als letzte Stufe schließt sich die systematische Variation der unabhängigen Variablen X und die darauf folgende Messung der abhängigen Variablen Y an.<sup>561</sup>

---

<sup>552</sup> (Moser, 2004 S. 60; Bereikoven, et al., 2006 S. 156f; Meffert, et al., 2008 S. 161), vgl. auch (Aronson, 1990 S. 9), (Kinnear, et al., 1991 S. 267), (Shaughnessy, et al., 2009 S. 205)

<sup>553</sup> (Hampel, 2011 S. 193), (Reips, 2003 S. 74)

<sup>554</sup> Vgl. (Kinnear, et al., 1991 S. 268).

<sup>555</sup> Vgl. (Webb, 2002 S. 177), (Harris, 2008 S. 128), (Hussy, et al., 2002 S. 26), (Koschate, 2008 S. 109), (Hair Jr., et al., 2009 S. 441), (Parasuram, et al., 2007 S. 208), (Perdue, et al., 1986 S. 317).

<sup>556</sup> Vgl. (Bortz, 2005 S. 7), (Koschate, 2008 S. 109).

<sup>557</sup> Z.B. Zufallseinflüsse, Messfehler, Unbestimmtheit des menschlichen Verhaltens (Bruhn, et al., 2004).

<sup>558</sup> Vgl. (Yaremko, et al., 1983 S. 37).

<sup>559</sup> (Hampel, 2011 S. 194f), vgl. (Unger, 2008 S. 251f), (Patzner, 1996 S. 34)

<sup>560</sup> Vgl. (Aaker, et al., 2006 S. 346), (Hammann, et al., 2000 S. 181), (Aronson, 1990 S. 115).

<sup>561</sup> (Hampel, 2011 S. 194f), (Parasuram, et al., 2007 S. 208), (Latz, 1993 S. 458)

---

In der Literatur<sup>562</sup> werden drei notwendige Grundvoraussetzungen für den experimentellen Nachweis hypothetischer Kausalwirkungen gefordert:

1. Ein kausaler Zusammenhang zwischen UV und AV, der durch eine Funktionsgleichung beschrieben werden kann und eine gemeinsame Variation garantiert, muss existieren.
2. Die zeitliche Reihenfolge von Variation der UV und der dadurch bewirkten Änderung der AV muss eingehalten werden.
3. Sämtliche Einflussgrößen auf die AV außer der UV müssen konstant gehalten werden.

(Zerr, 2002 S. 12) fasst die Kennzeichen von Experimenten folgendermaßen zusammen:

- auf Hypothesen basierend
- Definition von abhängigen und unabhängigen Variablen
- Variation der unabhängigen Variablen
- Ausschluss bzw. Kontrolle von Störeinflüssen
- Trennung in Kontroll- und Experimentalgruppe
- Sicherstellung der Strukturgleichheit der Gruppen
- mindestens zwei Messungen und vergleichende Auswertung

Wenn die Experimente nicht in einer zu diesem Zweck geschaffenen Umgebung (Labor) stattfinden (Laborexperiment), sondern als einzige Maßnahme eine Veränderung der unabhängigen Variablen in einer ansonsten natürlichen, realistischen Umgebung durchgeführt wird, spricht man von einem Feldexperiment.<sup>563</sup> Wenn die experimentellen Bedingungen explizit hergestellt werden, handelt es sich um projektive (geplante) Experimente. Wenn alle übrigen Einflussfaktoren möglichst exakt kontrolliert werden, kann eine Konfundierung (Vermengung) der unabhängigen Variablen mit anderen, nicht kontrollierbaren Einflussgrößen, wie sie bei Quasi<sup>564</sup>- oder ex-post-facto Experimenten<sup>565</sup> auftreten kann, vermieden werden.<sup>566</sup>

Eine Übersicht der verschiedenen Elemente des experimentellen Modells zeigt Tabelle 19, Tabelle 20 gibt einen Überblick über die Vor- und Nachteile von Feld- und Laborexperimenten.

---

<sup>562</sup> Vgl. (Bradley, 2007 S. 284), (Cook, et al., 1976 S. 225), (Proctor, 2005 S. 255), (Hammann, et al., 2000 S. 182), (Shaughnessy, et al., 2009 S. 47) zitiert nach (Hampel, 2011 S. 195).

<sup>563</sup> (Zerr, 2002 S. 25; Berekoven, et al., 2006 S. 159; Meffert, et al., 2008 S. 162)

<sup>564</sup> Ein experimenteller Stimulus wird gesetzt, aber die Zuordnung zu Kontroll- und Versuchsgruppe erfolgt durch die untersuchten Objekte selbst (Schnell, et al., 2011 S. 222).

<sup>565</sup> Unabhängige Variablen bereits aufgetreten, Versuchsbedingungen werden nicht hergestellt, sondern ausgewählt (Berekoven, et al., 2006 S. 158).

<sup>566</sup> (Berekoven, et al., 2006 S. 158)

---

<b>Element</b>	<b>Bedeutung</b>	<b>Beispiel</b>
Testeinheiten	Objekte, an denen Experimente ausgeführt werden	Produkte, Individuen
unabhängige Variablen	Faktoren, deren Einfluss gemessen werden soll	Preis, Anzeige
abhängige Variablen	Faktoren, an denen die Wirkung des Einflusses der unabhängigen Variablen gemessen wird	Umsatz, Marktanteil
Störvariablen	Faktoren, die neben den unabhängigen Variablen Einfluss auf die abhängige Variable nehmen, aber nicht kontrollierbar sind	Saison, Konjunktur, Unterschiede der Testeinheiten
kontrollierte Variablen	nicht untersuchte, aber vom Unternehmen direkt beeinflussbare Variablen, deren Einfluss auf die abhängige Größe ausgeschaltet wird, indem ihr Ausprägungsgrad konstant gehalten wird	

Tabelle 19: Elemente des experimentellen Modells (Meffert, et al., 2008 S. 162f)

<b>Typ</b>	<b>Vorteile</b>	<b>Nachteile</b>
Laborexperiment	<ul style="list-style-type: none"> <li>- gute Wiederholungsmöglichkeit</li> <li>- gute Kontrolle der unabhängigen Variablen und anderer Einflussfaktoren</li> <li>- Zeit- und Kostenvorteile</li> <li>- gute Geheimhaltung vor Wettbewerbern</li> <li>- hohe interne Validität<sup>567</sup></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- geringe Realitätsnähe aufgrund der künstlichen Situation</li> <li>- relativ geringe Generalisierbarkeit (externe Validität) der Ergebnisse</li> </ul>
Feldexperiment	<ul style="list-style-type: none"> <li>- hohe Realitätsnähe aufgrund der natürlichen Situation</li> <li>- hohe Generalisierbarkeit (externe Validität) der Ergebnisse</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- schlechte Wiederholungsmöglichkeit</li> <li>- schlechte Kontrolle der unabhängigen Variablen und anderen Einflussfaktoren</li> <li>- Zeit- und Kostennachteile</li> <li>- schlechte Geheimhaltung</li> <li>- geringe interne Validität</li> </ul>

Tabelle 20: Vor- und Nachteile v. Labor- und Feldexperimenten (Homburg, 2008 S. 33)

---

<sup>567</sup> Siehe auch Abschnitt 2.5.3.1.

---

Typ	Beschreibung	Beurteilung
<b>EBA</b>	Messung der Werte der abhängigen Variablen zeitlich vor und nach dem Einsatz der unabhängigen Variablen in einer Testgruppe  Faktorwirkung: $E_A - E_B$ Differenz in Experimentiergruppe zwischen zwei Zeitpunkten	Vernachlässigung von Störvariablen; Kontrollgruppe fehlt; zeitliche Entwicklungseffekte nicht messbar
<b>EB-CA</b>	Messung der Werte der abhängigen Variablen zeitlich vor Einsatz der unabhängigen Variablen in einer Testgruppe und zeitlich nach dem Einsatz in einer anderen Testgruppe (bei zwei repräsentativen Querschnitten)  Faktorwirkung: $C_A - E_B$ Differenz zwischen Kontrollgruppe im Zeitpunkt A und Experimentiergruppe im Zeitpunkt B	Vernachlässigung von Störvariablen; zeitliche Entwicklungseffekte nicht messbar; keine echte Kontrollgruppe
<b>EA-CA</b>	Messung der Werte der abhängigen Variablen in Test- und Kontrollgruppe nur nach Einsatz der unabhängigen Variablen  Faktorwirkung: $E_A - C_A$ Differenz zwischen Experimentier- und Kontrollgruppe im Zeitpunkt A	Vernachlässigung von Störvariablen; Unterstellung gleicher Ausgangslage vor Durchführung des Experiments
<b>EBA-CBA</b>	Messung der Werte der abhängigen Variablen vor und nach Einsatz der unabhängigen Variablen in der Testgruppe sowie Vor- und Nachher-Messung in der Kontrollgruppe, die nicht dem Einfluss der unabhängigen Variablen ausgesetzt wird  Faktorwirkung: $(E_A - E_B) - (C_A - C_B)$ Differenz zwischen den gemeinsamen Unterschieden in Experimentier- und Kontrollgruppe	Wirkung der unabhängigen Variablen in der Experimentiergruppe wird bereinigt um Entwicklungseffekte, die sich in der Kontrollgruppe zeigen; keine Erfassung von Störvariablen

Tabelle 21: Typen informaler Versuchsanlagen (Meffert, et al., 2008 S. 163)

(Meffert, et al., 2008 S. 162) unterscheiden weiterhin formale und informale Versuchsanlagen: Formale Experimente gehen von einer bestimmten Anordnung der unabhängigen Faktoren und Störvariablen aus, während bei informalen Experimenten auf eine systematische Variation der Versuchsbedingungen verzichtet wird.<sup>568</sup>

Je nach Zeitpunkt der Messung und dem Einsatz von Kontroll- und Experimentiergruppen lassen sich nach (Meffert, et al., 2008 S. 162f) vier Typen informaler Versuchsanordnungen unterscheiden (vgl. Tabelle 21). Dabei findet folgende Kennzeichnung Verwendung:

E = Experimentiergruppe (experimental group)

C = Kontrollgruppe (control group)

B = Messung vor Einflussnahme des unabhängigen Faktors (before)

A = Messung nach Einflussnahme des unabhängigen Faktors (after)

### 2.5.3.1 Anforderungen und Gütekriterien

In der Literatur werden eine Reihe von Mindestanforderungen an Experimente formuliert. So verlangen (Hammann, et al., 2000 S. 183) die Erfüllung von zwei Kriterien: Erstens sollen Messwerte für unabhängige und abhängige Variablen erzeugt und zweitens die unabhängige Variable unbeeinflusst und unabhängig (sowohl von der abhängigen Variablen als auch von Störfaktoren) werden.<sup>569</sup>

Darüber hinaus wird gefordert, dass ethische Grundsätze eingehalten werden<sup>570-571</sup>:

1. eine (andauernde) Schädigung von Versuchspersonen oder Manipulationen ihrer Eigenschaften ist zu vermeiden<sup>572</sup>
2. Datenschutz und Vertraulichkeit ist sicherzustellen<sup>573</sup>
3. Versuchspersonen dürfen nicht zur Teilnahme gezwungen, nicht (nachhaltig) getäuscht, und es darf nicht (zu tief) in ihre Privatsphäre eingedrungen werden<sup>574</sup>
4. Korrekte Dokumentation und Darstellung der Ergebnisse<sup>575</sup>
5. Wiederholbarkeit: Experimente müssen bei erneuter Durchführung unter gleichen Bedingungen die gleichen Ergebnisse erbringen<sup>576</sup>

---

<sup>568</sup> Vgl. (Böcker, 1974).

<sup>569</sup> (Hampel, 2011 S. 198f)

<sup>570</sup> Siehe auch „Ethical Principles of Psychologists and Code of Conduct“ (American Psychological Association, 2002 S. 1060ff).

<sup>571</sup> (Hampel, 2011 S. 199), vgl. (Churchill Jr., 2001 S. 54ff), (Shaughnessy, et al., 2009 S. 58ff), (McDaniel, et al., 2012 S. 21ff), (Field, et al., 2003 S. 98ff), (Hussy, et al., 2002 S. 252ff), (Parasuram, et al., 2007 S. 45)

<sup>572</sup> Vgl. (Huber, 2009 S. 206ff).

<sup>573</sup> Vgl. (Kinnear, et al., 1991 S. 52ff und 126f).

<sup>574</sup> Vgl. (Harris, 2008 S. 172), (Proctor, 2005 S. 22ff).

<sup>575</sup> Vgl. (Shaughnessy, et al., 2009 S. 59ff), (Kinnear, et al., 1991 S. 52ff).

<sup>576</sup> Vgl. (Zimmermann, 1972 S. 37).

Die Güte eines Experiments lässt sich anhand von Gütekriterien beurteilen. Dabei werden zur Beurteilung der Güte von Messvorgängen nach (Homburg, et al., 2009 S. 255f) folgende Hauptkriterien<sup>577</sup> verwendet, welche aus der klassischen Testtheorie<sup>578</sup> abgeleitet sind und aufeinander aufbauen<sup>579</sup>:

*Objektivität*<sup>580</sup>: Die Messwerte werden ohne Einfluss von personenspezifischen Einflüssen der Durchführenden erhoben.<sup>581</sup> Verschiedene Durchführende müssen bei sonst gleichen Bedingungen zu gleichen Ergebnissen kommen.<sup>582-583</sup> Man unterscheidet Durchführungs-, Auswertungs- und Interpretationsobjektivität (Hampel, 2011 S. 200):

1. Durchführungsobjektivität: keine Beeinflussung der Versuchspersonen durch den Versuchsleiter (durch möglichst geringe und vor allem konstante Interaktion)<sup>584</sup>
2. Auswertungsobjektivität: keine oder nur sehr geringe Freiheitsgrade bei der Auswertung der Messergebnisse <sup>585</sup>
3. Interpretationsobjektivität: Der Untersuchungsleiter verfügt über keine Spielräume bei der Interpretation der Messergebnisse, verschiedene Forscher kommen bei den gegebenen Ergebnissen zu den gleichen Schlussfolgerungen.<sup>586</sup>

*Reliabilität*<sup>587</sup> (Zuverlässigkeit, Verlässlichkeit): Bei wiederholter Messung unter gleichen Bedingungen wird das gleiche Ergebnis erzielt (Freiheit von zufälligen Einflüssen<sup>588</sup>). Formal stellt die Reliabilität den Anteil der wahren Varianz an der mit Messfehlern behafteten beobachteten Varianz dar.<sup>589</sup> Die Messung kann dabei über verschiedene Gruppen von Versuchspersonen als auch über gleiche Versuchspersonen

<sup>577</sup> Weitere zu berücksichtigende, sogenannte Nebengütekriterien sind Normierung (Bezug zu einer Population), Vergleichbarkeit (Bezug zu anderen Verfahren), Ökonomie (wirtschaftlicher Nutzen) und Nützlichkeit (Bezug zur Praxis in Forschung oder Anwendung). Vgl. (Fisseni, 2004 S. 46; Lienert, et al., 1998 S. 7). Darüber hinaus werden z.B. bei (Bühner, 2011 S. 77ff) entsprechend DIN 33430 noch Zumutbarkeit, Fairness und Nicht-Verfälschbarkeit postuliert, zu weiterführenden Informationen zu den Nebengütekriterien siehe ebendort.

<sup>578</sup> Vgl. (Rost, 2004 S. 33ff).

<sup>579</sup> (Nolden, 2008 S. 31; Hampel, 2011 S. 199f), vgl. (Asanger, et al., 1999)

<sup>580</sup> Auch als Kriterium der „intersubjektiven Übereinstimmung“ bezeichnet (Hussy, et al., 2002 S. 15).

<sup>581</sup> Vgl. (Bortz, 2005 S. 10), (Koch, 2004 S. 220), (Burst, 2002 S. 38) .

<sup>582</sup> Vgl. (Weis, et al., 2008 S. 30).

<sup>583</sup> Berechenbar durch Objektivitätskoeffizienten (Hampel, 2011 S. 200): Korrelation der Ergebnisse von Messvorgängen zum gleichen Untersuchungsgegenstand, aber verschiedenen Versuchsleitern (Berekoven, et al., 2006 S. 87).

<sup>584</sup> Vgl. (Christof, et al., 1999 S. 45), (Homburg, et al., 2009 S. 246).

<sup>585</sup> Vgl. (Berekoven, et al., 2006 S. 87), (Herrmann, et al., 2008 S. 10).

<sup>586</sup> Vgl. (Christof, et al., 1999 S. 45), (Bruhn, et al., 2004 S. 295).

<sup>587</sup> Vgl. (Yaremko, et al., 1983 S. 198), (Herrmann, et al., 2008 S. 11), (Aronson, 1990 S. 280), (Bradley, 2007 S. 64), (Harris, 2008 S. 232), (Churchill Jr., 1999 S. 458), (Wittmann, 1988 S. 509).

<sup>588</sup> Vgl. (Kuß, 2012 S. 31), (McDaniel, et al., 2008 S. 247), (Kinnear, et al., 1991 S. 232).

<sup>589</sup> Vgl. (Koschate, 2002 S. 121).

zu verschiedenen Zeitpunkten stattfinden.<sup>590</sup> Messdifferenzen zu verschiedenen Zeitpunkten lassen sich nach (Herrmann, et al., 2008 S. 11) auf drei mögliche Ursachen zurückführen:

1. äußere Einflüsse (durch wechselnde Umweltbedingungen)
2. fehlende Merkmalskonsistenz: Veränderungen von Merkmalen im Zeitverlauf (z.B. durch Lerneffekte)
3. fehlende instrumentelle Konsistenz: mangelnde Präzision von Messinstrumenten

In der Literatur sind drei verschiedene Verfahren zur Ermittlung der Reliabilität eines Messvorgangs verbreitet (Hitzler, 2006)<sup>591</sup>:

1. Test-Retest-Methode: Das Instrument wird nach einem Zeitintervall erneut angewendet. Die Korrelation der Messerwerte zum Zeitpunkt A mit den Messwerten zum Zeitpunkt B informiert über die Test-Reliabilität.<sup>592</sup>
2. Paralleltestmethode: Die Messung erfolgt mit zwei vergleichbaren Messinstrumenten. Die Korrelation der Messwerte des Instruments A mit den Messwerten des Instruments B stellt eine Schätzung der Paralleltest-Reliabilität dar.<sup>593</sup>
3. Split-Half-Methode: Messinstrumente mit multiplen Indikatoren werden in zwei Hälften aufgeteilt. Die Korrelation zwischen beiden Testhälften gibt Aufschluss über die Split-Half-Reliabilität.<sup>594</sup>

*Validität* (Gültigkeit): bezeichnet das Ausmaß, in dem das Messinstrument tatsächlich das misst (z.B. Persönlichkeitsmerkmal, Verhaltensweise, Einstellung), was es zu messen vorgibt<sup>595</sup> (konzeptionelle Genauigkeit des Instruments<sup>596</sup>). Es wird damit über die Freiheit von Zufallsfehlern hinaus die Freiheit von systematischen Fehlern gefordert (Reliabilität als notwendige, aber nicht hinreichende Bedingung).<sup>597</sup>

---

<sup>590</sup> Vgl. (Green, et al., 1988 S. 253).

<sup>591</sup> Vgl. (Hampel, 2011 S. 201f), (Hüttner, et al., 2002 S. 14f), (Hammann, et al., 2000 S. 94f), (Berekoven, et al., 2006 S. 88), (Christof, et al., 1999 S. 41ff), (Stier, 1999 S. 53ff), (McDaniel, et al., 2008 S. 246ff), (Böhler, 2004 S. 113f), (Malhotra, 2010 S. 318f), (Tull, et al., 1990 S. 272ff).

<sup>592</sup> Vgl. z.B. (Shaughnessy, et al., 2009 S. 162), (Tull, et al., 1990 S. 272), (Webb, 2002 S. 151), (Malhotra, 2007 S. 284).

<sup>593</sup> Vgl. z.B. (Parasuraman, et al., 2007 S. 270), (Berekoven, et al., 2006 S. 88), (Böhler, 2004 S. 113f).

<sup>594</sup> Vgl. z.B. (Stier, 1999 S. 54), (Hüttner, et al., 2002 S. 14), (Bruhn, et al., 2004 S. 733), (Christof, et al., 1999 S. 41).

<sup>595</sup> Vgl. (Hitzler, 2006 S. 9), (Hampel, 2011 S. 202), (McDaniel, et al., 2008 S. 249), (Malhotra, 2010 S. 320), (Field, et al., 2003 S. 44), (Shaughnessy, et al., 2009 S. 516), (Hair Jr., et al., 2009 S. 7).

<sup>596</sup> Vgl. (Homburg, et al., 1996 S. 7).

<sup>597</sup> Vgl. (Homburg, et al., 2009 S. 247), (Webb, 2002 S. 148), (Kuß, 2012 S. 32), (Green, et al., 1988 S. 253).

---



In der Marktforschungsliteratur gibt es zahlreiche Kategorisierungsansätze der Validität.<sup>598</sup> Nach (Herrmann, et al., 2008 S. 11) ist dabei insbesondere die Unterscheidung zwischen interner und externer Validität von großer Bedeutung<sup>599</sup>:

Die *interne Validität* einer Untersuchung ist dann gegeben, wenn keinerlei Störeinflüsse vorliegen und die Variation der abhängigen Variablen ausschließlich durch die systematische Variation der unabhängigen Variablen erklärt werden kann.<sup>600</sup> Daher ist bei Laborexperimenten in der Regel von einer höheren internen Validität auszugehen als bei Feldexperimenten, da Störeinflüsse im Labor besser ausgeschlossen werden können.<sup>601</sup>

Im Unterschied zur internen Validität gibt die *externe Validität* den Grad der Generalisierbarkeit eines Ergebnisses an<sup>602</sup> und dient zur Beurteilung seiner Repräsentativität<sup>603</sup>.

(Hussy, et al., 2010 S. 131f) untergliedern die externe Validität eines Experiments weiter in die Aspekte Populationsvalidität (Übertragbarkeit der Ergebnisse auf die Population durch geeignete Stichprobenauswahl), Situationsvalidität (Übertragbarkeit auf andere als die experimentell realisierte Situation) und Variablenvalidität (auch Konstruktvalidität, Construct Validity - Ausmaß, in dem eine empirisch gemessene AV das Konstrukt repräsentiert, welches sie messen soll<sup>604</sup> - bestimmt die Übertragbarkeit auf andere Formen der Operationalisierung von unabhängigen und abhängigen Variablen – nur gegeben, wenn die Operationalisierung das zugrunde liegende, nicht direkt beobachtbare Konzept adäquat beschreibt<sup>605</sup>).

Grundsätzlich ist bei Laborexperimenten in der Regel von einer niedrigeren externen Validität als bei Feldexperimenten auszugehen, da realitätsfernere Bedingungen das Ausmaß der Übertragbarkeit der Ergebnisse auf die Grundgesamtheit einschränken.<sup>606</sup>

Interne und externe Validität stehen in einem Spannungsverhältnis (Berekoven, et al., 2006 S. 89): Das Streben nach hoher interner Validität führt zu immer künstlicheren Bedingungen, was in der Regel realitätsfernere Bedingungen und damit geringere

<sup>598</sup> Vgl. z.B. (Shadish, et al., 2002 S. 38), (Churchill Jr., 2001 S. 369ff), (Aaker, et al., 2006 S. 307f), (Tull, et al., 1990 S. 274ff), (Webb, 2002 S. 149f), (Parasuraman, et al., 2007 S. 269), (Shaughnessy, et al., 2009 S. 162ff), (Stier, 1999 S. 57ff), (Christof, et al., 1999 S. 43f), (McDaniel, et al., 2008 S. 249ff), (Malhotra, 2010 S. 320f), (Böhler, 2004 S. 113f), (Aronson, 1990 S. 282ff), (Kirk, 2012 S. 16ff), (Harris, 2008 S. 166ff), (Green, et al., 1988 S. 249ff), (Kinnear, et al., 1991 S. 234ff), (Patzner, 1996 S. 39f).

<sup>599</sup> (Hampel, 2011 S. 203)

<sup>600</sup> Vgl. (Koch, 2004 S. 221).

<sup>601</sup> Vgl. (Berekoven, et al., 2006 S. 89), (Bortz, 2005 S. 8), (Churchill Jr., 2001 S. 140).

<sup>602</sup> Vgl. (Koch, 2004 S. 221), (Aaker, et al., 2006 S. 756), (Churchill Jr., 2001 S. 140).

<sup>603</sup> Vgl. (Herrmann, et al., 2008 S. 11), (Winer, 1999 S. 349ff).

<sup>604</sup> Vgl. (Bröder, 2011 S. 54).

<sup>605</sup> Vgl. (Westermann, et al., 2010 S. 76).

<sup>606</sup> Vgl. (Kinnear, et al., 1991 S. 270), (Malhotra, 2007 S. 225f), (Harris, 2008 S. 166ff), (McDaniel, et al., 2008 S. 213), (Patzner, 1996 S. 40).

externe Validität mit sich bringt.<sup>607</sup> Interne Validität ist eine notwendige, aber nicht hinreichende Bedingung für externe Validität.<sup>608</sup>

Ein weiterer bedeutender Aspekt der Validität eines Experiments ist die *statistische Validität*<sup>609</sup>:

Nach der Durchführung einer Untersuchung werden die dabei gewonnenen Daten in der Regel statistisch ausgewertet. Die ermittelten Ergebnisse bilden die Grundlage für Entscheidungen über empirische und psychologische Hypothesen.<sup>610</sup> Die statistische Validität beurteilt die Güte der Auswahl und Anwendung der eingesetzten statistischen Verfahren sowie die Güte der Interpretation ihrer Ergebnisse.<sup>611</sup>

(Westermann, 2000 S. 321ff) unterscheidet drei Teilaspekte: die Hypothesenvalidität (statistische und empirische Hypothesen müssen homomorph sein), die Signifikanztestvalidität (sind z.B. die Anwendungsvoraussetzungen erfüllt?) und die Entscheidungsvalidität (insbesondere Beachtung von Teststärke und Effektgröße bei der Interpretation der Ergebnisse des statistischen Tests hinsichtlich der Entscheidung der empirischen Hypothese).

In der Literatur<sup>612</sup> werden die in Tabelle 22 aufgeführten Arten von Störeinflüssen innerhalb der Validitätskategorien unterschieden. Diese müssen durch geeignete Kontrolltechniken eliminiert werden.

(Koschate, 2008 S. 113f)<sup>613</sup> unterscheidet instrumentelle, versuchsplanerische und statistische Kontrolltechniken:

Mit instrumentellen Kontrolltechniken soll sichergestellt werden, dass sich die äußeren Rahmenbedingungen der Untersuchungsdurchführung für die Versuchsteilnehmer nicht unterscheiden. Eliminierung und Konstanthaltung sind derartige Techniken. Bei der Eliminierung werden einzelne mögliche Störfaktoren durch den Versuchsaufbau gezielt ausgeschlossen. Bei der Konstanthaltung wird versucht, den Einfluss erwarteter Störgrößen konstant zu halten (z.B. durch möglichst identische Versuchsbedingungen für alle Teilnehmer).

Bei versuchsplanerischen Kontrolltechniken stehen Störfaktoren, die mit Eigenschaften der Versuchspersonen zusammenhängen, im Mittelpunkt. Diese sollen durch die geeignete Planung des Untersuchungsdesigns kontrolliert werden. Die wichtigsten Techniken sind Randomisierung, Wiederholungsmessung und Parallelisierung.

---

<sup>607</sup> Vgl. (Shaughnessy, et al., 2009 S. 231f).

<sup>608</sup> Vgl. (Parasuram, et al., 2007 S. 222).

<sup>609</sup> Vgl. (Westermann, et al., 2010 S. 80), (Cook, et al., 1979), (Bortz, et al., 2002 S. 57).

<sup>610</sup> Vgl. (Westermann, et al., 2010 S. 81f).

<sup>611</sup> (Hussy, et al., 2010 S. 132)

<sup>612</sup> Vgl. (McDaniel, et al., 2008 S. 214), (Proctor, 2005 S. 256f), (Crimp, 1990 S. 144), (Kinnear, et al., 1991 S. 271f), (Webb, 2002 S. 182), (Kirk, 2012 S. 17), (Aronson, 1990 S. 168), (Malhotra, 2007 S. 256), (Parasuram, et al., 2007 S. 221), (Aaker, et al., 2006 S. 367), (Stier, 1999 S. 213), (Cook, et al., 1979), (Huber, 2009 S. 173ff), (Bortz, et al., 2002 S. 250).

<sup>613</sup> Vgl. auch (Hampel, 2011 S. 204ff).

---

<b>Interne Validität</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- externe zeitliche Einflüsse (History)</li> <li>- Reifungsprozesse (Maturation)</li> <li>- Testübung ((Pre-)Testing)</li> <li>- mangelnde instrumentelle Reliabilität (Instrumentation)</li> <li>- statistische Regressionseffekte (Statistical Regression)</li> <li>- Selektionseffekte (Selection)</li> <li>- experimentelle Mortalität (Experimental Mortality)</li> <li>- Interaktionen zw. diesen Faktoren (bspw. Selektion &amp; Reifung etc.)</li> <li>- weitere Faktoren im Between-Group-Design<sup>614</sup>, z.B. empörte Demoralisierung, kompensatorischer Wettstreit, kompensatorischer Ausgleich, Carry-Over-Effekt, Positionseffekt, ...</li> </ul>
<b>Externe Validität</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- mangelnde instrumentelle Validität</li> <li>- Stichprobenfehler</li> <li>- experimentelle Reaktivität</li> <li>- Pretest-Effekte</li> <li>- Hawthorne-Effekt<sup>615</sup></li> </ul>
<b>Statistische Validität</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- zu kleine Stichproben</li> <li>- unreliable Messinstrumente</li> <li>- Fehler bei der Anwendung statistischer Verfahren</li> </ul>

Tabelle 22: Arten von Störeinflüssen nach Validitätskategorie (Fiege, 2008)<sup>616</sup>

Bei der Randomisierung werden Probanden zufällig den Versuchsbedingungen zugeordnet. Bei ausreichend großer Stichprobe<sup>617</sup> werden dabei systematische Störeinflüsse von Eigenschaften der Versuchspersonen auf die abhängigen Variablen neutralisiert, indem sie über alle Gruppen gleichverteilt werden<sup>618</sup>. Bei der Wiederholungsmessung existiert nur eine Versuchsgruppe, die im Untersuchungsverlauf allen experimentellen Bedingungen ausgesetzt wird. Dadurch werden Ungleichverteilungen personen-spezifischer Eigenschaften zwischen den Gruppen vermieden, es können aber dafür Lerneffekte auftreten.<sup>619</sup>

Bei der Parallelisierung (auch Matching, Blockbildung) werden die Untersuchungsgruppen so zusammengestellt, dass sie sich in den als relevant angenommenen

<sup>614</sup> Experimente, die auf Vergleichen von zwei oder mehr Teilnehmer-Gruppen basieren.

<sup>615</sup> Vgl. (Roethlisberger, et al., 1964).

<sup>616</sup> Vgl. (Bortz, et al., 2002 S. 502ff), (Bortz, et al., 2002 S. 57).

<sup>617</sup> Vgl. (Eschweiler, et al., 2007 S. 6f).

<sup>618</sup> Vgl. (Green, et al., 1988 S. 206), (Shaughnessy, et al., 2009 S. 212f).

<sup>619</sup> (Hampel, 2011 S. 205), (Koschate, 2008 S. 114)

Störfaktoren gleichen. Ist ein Merkmal nicht offensichtlich, wird es mithilfe einer Vorabuntersuchung ermittelt, um die Gruppenzuweisung zu ermöglichen.<sup>620</sup>

(Berekoven, et al., 2006 S. 155) und (Christof, et al., 1999 S. 24) führen als weitere Methode den Einbau von potenziellen Störgrößen in das Design an, indem diese als zusätzliche unabhängige Variablen ins Untersuchungsdesign einbezogen werden.<sup>621</sup>

Im Gegensatz zu den bisher aufgeführten Verfahren werden bei statistischen Kontrolltechniken Störeinflüsse nicht von vornherein verhindert, sondern es werden nachträglich bereits vorhandene Wirkungen neutralisiert. In experimentellen Designs kann dies durch eine kovarianzanalytische Kontrolle erfolgen, indem die vermuteten Störvariablen im Experiment mit gemessen und ihre Effekte auf die abhängigen Variablen anschließend mittels Kovarianzanalyse bereinigt werden.<sup>622</sup>

### 2.5.3.2 Online-Feldexperimente im Marketing

Bei einem Web-, Internet- oder Online-Experiment (oft synonym gebraucht)<sup>623</sup> erfolgt die Aufzeichnung der Handlungen von Versuchspersonen über das Internet,<sup>624</sup> es handelt sich dabei um eine Form der Primärforschung (siehe Abbildung 45).

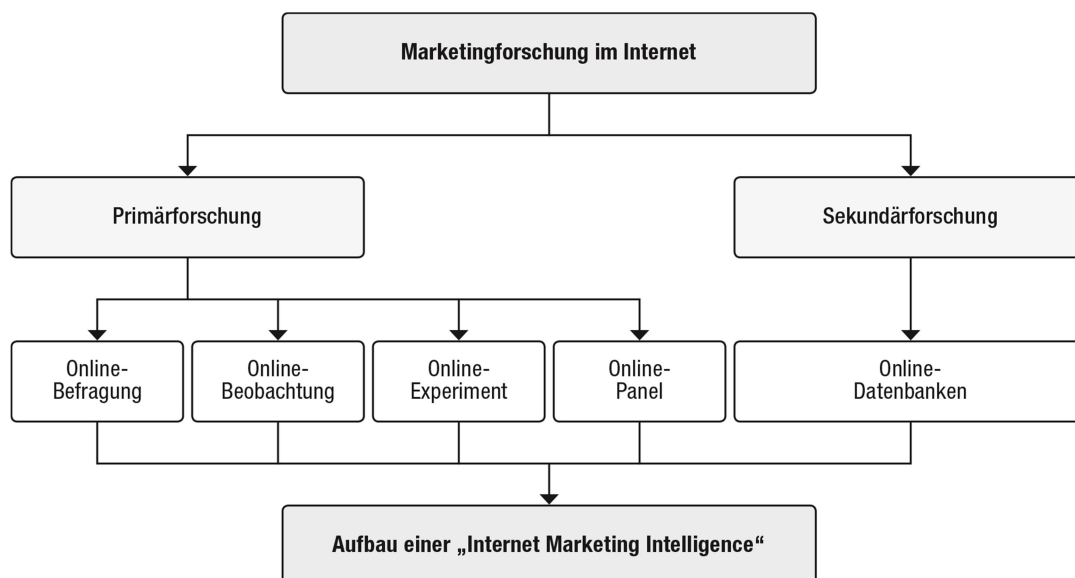


Abbildung 45: der Einsatz des Internet in der Marketing-Forschung (Fritz, 2006 S. 144)

Die Erfassung des Verhaltens erfolgt oft durch Befragungsverfahren (Erfassung potentiellen Verhaltens)<sup>625</sup>. Dies stellt jedoch eine verzerrte Methode zur Erfassung von

<sup>620</sup> Vgl. (Hampel, 2011 S. 205), (Parasuranam, et al., 2007 S. 229), (Huber, 2009 S. 105f), (Bortz, 2005 S. 9).

<sup>621</sup> (Hampel, 2011 S. 205f)

<sup>622</sup> Ebenda.

<sup>623</sup> Vgl. (Hampel, 2011 S. 209).

<sup>624</sup> (Reips, 1999 S. 283f; Strauss, et al., 2003 S. 172) in (Fritz, 2006 S. 153)

<sup>625</sup> Vgl. (Kaufmann, 2006), (Hampel, 2011).

tatsächlichem Verhalten dar, da derartige Selbstberichte durch vielfältige Einflussfaktoren unwillkürlich (z.B. Antworttendenzen) oder willkürlich (z.B. Lügen) verfälscht werden können. Andererseits stehen Möglichkeiten der Beobachtung natürlichen Verhaltens in Online-Umgebungen zur Verfügung, welche für experimentelle Untersuchungsdesigns geeignet sind. Insbesondere die Usability- und Marktforschung bedient sich seit längerem dieser Methodik.<sup>626</sup>

Experimente auf aktiven Webseiten bieten eine Reihe von Vorteilen, insbesondere die externe Validität ist hoch (im Rahmen der Grundgesamtheit der Website-Besucher), da die Stichprobe direkt aus den tatsächlichen Nutzern des Web-Angebotes stammt und diesen die experimentelle Manipulation nicht bekannt ist. Die Untersuchungen finden nicht in kontrollierten Laborumgebungen statt, in denen sich die Versuchspersonen in praktische Situationen hineinversetzen sollen, sondern es wird das tatsächliche Verhalten in realen Situationen unter willkürlich variierten Bedingungen erfasst.<sup>627</sup>

Allerdings liegen bei dieser Art des Experiments oft geringe Informationen über die Untersuchungsteilnehmer (z.B. zur Demographie, wirkende Störeinflüsse) vor<sup>628</sup>. (Hildebrandt, et al., 1999 S. 4) ziehen folgendes Fazit: „Die Methode zeichnet sich durch Non-Reaktivität und ökologische Validität aus, aber auch, ebenso wie bei „Web-Experimenten“, durch geringe Kontrolle. Daher muss die experimentelle Manipulation so gewählt werden, dass sie möglichst robust gegenüber Störvariablen ist. Eine genaue Analyse der Nutzungsgewohnheiten der Webseite-User und eine Bereinigung der gewonnenen Daten ist nötig“<sup>629</sup>.

Bei nicht bekannten Störfaktoren bietet die Randomisierung eine wirksame Methode zur Rekrutierung von Kontrollgruppen.<sup>630</sup> Wiederholungen unter erneuter Realisierung der als kausal relevanten Faktoren bilden eine einfache Prüfmöglichkeit, um die Sicherheit eines Kausalschlusses aus einem Experiment zu erhöhen.<sup>631</sup>

In der Online-Forschung<sup>632</sup> (zur Einordnung siehe Abbildung 46) werden zwei Typen von Online-Experimentalstudien unterschieden (Döring, 2003): einerseits Web-Experimente als klassisches Laborexperiment mit der Besonderheit, dass die Versuchspersonen über das Internet auf den Experimental-Server zugreifen, und andererseits Online-Feldexperimente, bei welchen ihr natürliches Verhalten in Reaktion auf experimentell variierte Stimuli in ihrer normalen Umgebung beobachtet wird (oft, ohne dass sie sich bewusst sind, an einem Experiment teilzunehmen). Online-Feldexperimente sind relativ aufwändig und werden daher selten durchgeführt.<sup>633</sup>

---

<sup>626</sup> (Gnambs, et al., 2007 S. 244f), vgl. (Hofacker, et al., 2005), (Weigend, 2005)

<sup>627</sup> (Gnambs, et al., 2007 S. 245)

<sup>628</sup> Vgl. (Wagner, 2001 S. 4f).

<sup>629</sup> Vgl. (Wagner, 2001 S. 5).

<sup>630</sup> Vgl. (Mueller, et al., 2000 S. 550).

<sup>631</sup> Vgl. (Graßhoff, et al., 2000 S. 102ff).

<sup>632</sup> Die (Deutsche Gesellschaft für Online-Forschung e.V.) definiert Online-Forschung als „in erster Linie jegliche Art der Forschung, deren Gegenstand oder Mittel das Internet ist. Zur Online-Forschung im weiteren Sinne zählt die D.G.O.F. jedoch auch die Forschung mittels oder über andere Formen der mobilen Kommunikation.“ (Kutsch, 2007 S. 23)

<sup>633</sup> (Gnambs, et al., 2007 S. 234f)

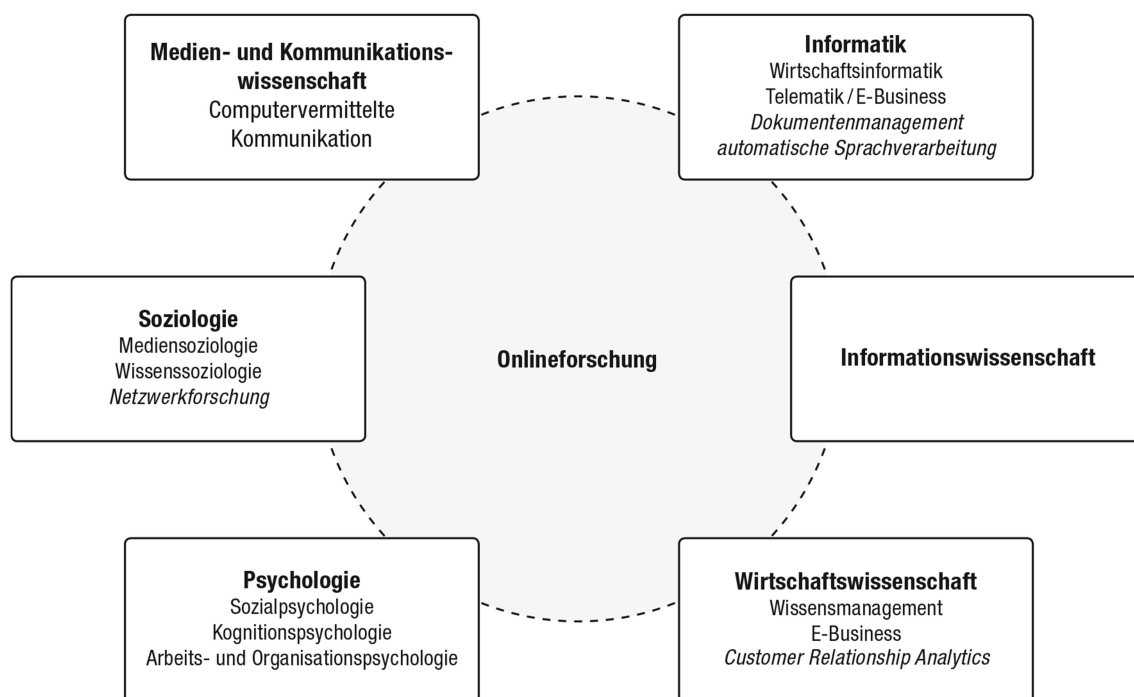


Abbildung 46: interdisziplinäre Bezüge der Online-Forschung (Welker, 2009 S. 34)

Häufig steht dabei das natürliche Verhalten in Online-Umgebungen im Mittelpunkt, die entsprechend den zu testenden Hypothesen Manipulationen unterworfen werden - siehe z.B. (Shohat, et al., 2003) oder ein Experiment von (Hänze, et al., 1998).<sup>634</sup>

Verfahrenstyp	Untersuchungsgegenstand	Methoden (Auswahl)
univariat	Verteilung <b>einer</b> Variablen über alle Messelemente	Häufigkeiten, Mittelwert, Standardabweichung
bivariat	Beziehungen zwischen <b>zwei</b> Variablen	Regressionsanalyse, Korrelationsanalyse
multivariat	Messung und Auswertung <b>mehrerer</b> Variablen gleichzeitig	Mehrfachregression, Varianzanalyse, Faktorenanalyse, Clusteranalyse, Diskriminanzanalyse, Multidimensionale Skalierung (MDS), Conjoint-Analyse

Tabelle 23: Analyseverfahrenstypen nach betrachteten Variablen (Meffert, et al., 2008 S. 168ff)

<sup>634</sup> (Gnambs, et al., 2007 S. 235), vgl. (Wagner, 2001 S. 4f), (Döring, 2003 S. 205f)

### 2.5.3.3 Auswertungsverfahren

Zur statistischen Auswertung der in Experimenten gewonnenen Daten lassen sich univariante, bivariate und multivariante Verfahren einsetzen (Tabelle 23).<sup>635</sup>

Die Auswertungsverfahren für unterschiedliche Versuchsarten setzen für ihre Anwendbarkeit verschiedene Mindest-Skalenniveaus der abhängigen und unabhängigen Variablen voraus,<sup>636</sup> siehe auch Tabelle 24.

Versuchsart	Skalenniveau		
	Intervall <sup>637</sup>	Ordinal	Nominal
zwei (unabhängige) Stichproben mit verschiedenen Testeinheiten	t-Test für unverbundene Stichproben	Mann-Whitney-Rangtest	Chi-Quadrat-Test für Kontingenztafeln
mehr als zwei (unabhängige) Stichproben mit verschiedenen Testeinheiten	Varianzanalyse	Kruskal-Wallis-Test	Chi-Quadrat-Test für Kontingenztafeln
zwei verbundene Stichproben (vor und nach Einsatz der unabhängigen Variablen an derselben Testeinheit)	t-Test für verbundene Stichproben	Wilcoxon-Rangtest	McNemar-Test
mehr als zwei verbundene Stichproben (vor und nach Einsatz der unabhängigen Variablen an denselben Testeinheiten)	Varianzanalyse für mehrfache Messungen	Friedmann-Test	Q-Test nach Cochran
Zusammenhang zweier Variablen	Lineare Regression, Pearsonsche Produktmomentkorrelation oder Analyse nach Bland-Altman	Spearmanische Rangkorrelation	Kontingenz-Koeffizient

Tabelle 24: Zusammenfassung einiger statistischer Verfahren zum Test von Hypothesen (von Detten, et al., 2008 S. 9), Originalquelle (Glantz, 1997 S. 380)

<sup>635</sup> Schreibweisen mit –iant und –iat sind gebräuchlich, vgl. z.B. (Dudenverlag, 2013).

<sup>636</sup> (Meffert, et al., 2008 S. 173)

<sup>637</sup> Die Daten stammen aus normalverteilten Grundgesamtheiten.

### 2.5.3.4 Theoretische Grundlagen des A/B-Testverfahrens

Unter einem A/B-Test wird im Marketingbereich ein Verfahren verstanden, in welchem der Einfluss einer zweiwertigen Testvariablen auf eine Zielgruppe experimentell untersucht wird. In der Fachliteratur<sup>638</sup> wird dieser Test auch Split-Run-Test genannt.

Zur Durchführung wird eine Zielgruppe in zwei Untergruppen A und B aufgeteilt. In jeder Gruppe wird die Reaktion auf einen Wert der Testvariablen beobachtet.

A/B-Tests beschreiben eine Methode, in der die Auswirkung eines Stimulus auf zwei verschiedene Gruppen bzw. der Response zweier unterschiedlicher Stimuli auf statistisch gleiche Gruppen gemessen werden. Im Gegensatz dazu ist der *t*-Test ein Begriff der mathematischen Statistik und beschreibt eine Klasse von Hypothesentests. Dabei werden z.B. im Zweistichproben-Test die Mittelwerte oder Varianzen der Daten berechnet und miteinander verglichen. Sofern sie als gleich angenommen werden, kann eine Prüfung der Varianzen der Verteilungen ebenfalls mittels *t*-Test erfolgen (doppelter *t*-Test).<sup>639</sup> Allgemein kann der A/B-Test als Testverfahren verstanden werden, welches u.a. mit einem *t*-Test oder Chi-Quadrat-Anpassungstest statistisch ausgewertet werden kann. In diesen Fällen setzt der A/B-Test wie der *t*-Test eine *t*-Verteilung (oder Normalverteilung für  $n > 30$ )<sup>640</sup> und Varianzhomogenität der Stichprobenvariablen voraus (parametrisches Testverfahren) und entspricht einer Varianzanalyse für zwei Stichproben (auch: ANOVA, siehe S.145).<sup>641</sup>

Abweichungen bei den Verteilungsannahmen führen meist nicht zu wesentlichen Veränderungen der Resultate (Robustheit). Deshalb ist es in der Regel nicht sinnvoll, Normalverteilung und Varianzgleichheit der Daten vorher explizit empirisch zu überprüfen.<sup>642</sup>

Eine Übersicht zu Vor- und Nachteilen von A/B-Tests zeigt Tabelle 25.

Vorteile	Nachteile
<ul style="list-style-type: none"> <li>- einfaches Test-Design</li> <li>- einfache Realisierung</li> <li>- einfache Analyse (einfache statistische Tests)</li> <li>- Ergebnisse leicht erklärbar</li> <li>- verbreitetes Verfahren</li> <li>- flexibel hinsichtlich der Variablen</li> <li>- relativ wenig Daten erforderlich</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- betrachtet keine Interaktionen einzelner Variablen: Die Kombination der Ergebnisse verschiedener einzelner A/B-Tests muss nicht optimal sein</li> <li>- nur begrenzte Zahl Varianten gleichzeitig testbar, daher lange Dauer, um viele Optionen zu testen</li> </ul>

Tabelle 25: Vor- und Nachteile des A/B-Testverfahrens (Ash, 2008 S. 214f)

<sup>638</sup> Vgl. z.B. (Bell, et al., 2006 S. 309).

<sup>639</sup> (Tutz, et al., 2008 S. 1)

<sup>640</sup> Vgl. (Sachs, 2013 S. 150).

<sup>641</sup> Vgl. (Bühner, et al., 2009 S. 5f).

<sup>642</sup> (Westermann, et al., 2010 S. 83f)



In der Grundform ist ein A/B-Test univariant<sup>643</sup>. Er kann aber leicht zu einer multivarianten Form erweitert werden (z.B. zum A/B/C/D-Test für zwei unabhängige Variablen), indem alle Kombinationen der unabhängigen Variablen auf ebenso viele statistisch gleiche Testgruppen angewendet werden.

Der erste Schritt im klassischen Vorgehen des A/B-Testings ist die Bestimmung der Stichprobengröße bzw. Testgruppengröße.<sup>644</sup> Dies ist wichtig, da in vielen Fällen die Tests nicht auf der Grundgesamtheit durchgeführt werden können, aber ein zu kleines Volumen der Stichprobe die tatsächliche Zusammensetzung der Grundgesamtheit nicht korrekt wiedergeben würde und dadurch das Ergebnis verfälscht werden könnte. Auf der anderen Seite kann eine zu große Testgruppe auch den Bestand der Grundgesamtheit belasten, ohne die Präzision des Tests merklich zu erhöhen.<sup>645</sup> Die statistische Theorie zur Berechnung der Grundgesamtheit basiert darauf, dass die Struktur und Merkmale der Grundgesamtheit, mit einer zuvor festgelegten Sicherheit, auch in der Stichprobe vorhanden sein soll. Damit lässt sich die Anzahl  $n$  der Elemente der Stichprobe nach<sup>646</sup>

$$n \geq \frac{p * (1 - p)}{\frac{\varepsilon^2}{z^2} + \frac{p*(1-p)}{N}} \quad (14)$$

berechnen.  $p$  ist dabei der Anteil der Grundgesamtheit, der den zu untersuchenden Effekt aufweist.  $\varepsilon$  entspricht dem tolerierten Fehler, in der Regel der prozentualen Abweichung des Effekts innerhalb der Grundgesamtheit, und  $z$  ist der aus der zentralen Wahrscheinlichkeit der Standardnormalverteilung berechnete Wert der gewählten Sicherheitswahrscheinlichkeit und gibt somit das Signifikanzniveau<sup>647</sup> der Stichprobe wieder.

Nach der Durchführung des Tests können zum einen die Mittelwerte der einzelnen Testgruppen miteinander verglichen werden, um zu untersuchen, ob und welche der beiden Modifikationen besser abgeschnitten hat. Zur Überprüfung der statistischen Signifikanz müssen die Ergebnisse einem statistischen Test unterzogen werden (Chi-Quadrat-Test,  $t$ -Test, Welch-Test etc.).<sup>648</sup> Dabei wird überprüft, wie groß der Unterschied zwischen dem eingetretenen und dem erwarteten Ergebnis ist. Für diese Überprüfung werden in der Regel zwei Hypothesen formuliert.<sup>649</sup> Die Nullhypothese besagt dabei, dass es keinen signifikanten Unterschied zwischen den Ergebnissen der beiden Gruppen gibt, und die Alternativhypothese behauptet entsprechend, dass ein

---

<sup>643</sup> Nur eine Variable pro Merkmalsträger wird betrachtet (Wübbenhorst).

<sup>644</sup> Vgl. z.B. (Ledolter, et al., 2007 S. 91ff).

<sup>645</sup> Vgl. (Dattalo, 2008 S. 7).

<sup>646</sup> Vgl. (Kauermann, et al., 2011 S. 41).

<sup>647</sup> Vgl. z.B. (Eckstein, 2013 S. 294).

<sup>648</sup> Vgl. z.B. (Albrecht, 1974 S. 111ff), (Thomas, et al., 2011).

<sup>649</sup> Vgl. (Bühner, et al., 2009 S. 139).

Unterschied in den Ergebnissen der Gruppen vorliegt<sup>650</sup>. Auch wenn A/B-Tests in der Regel durchgeführt werden, weil ein Unterschied zwischen den Ergebnissen erwartet wird, ist diese Formulierung der Hypothesen für den Test notwendig.<sup>651</sup>

Um die Signifikanz eines Unterschiedes zu berechnen und damit eine der Hypothesen zu bestätigen, müssen zuerst die erwarteten Ergebnisse im Fall der Nullhypothese („Es gibt keinen Unterschied in den Ergebnissen“) bestimmt werden.<sup>652</sup> Die Erwartungswerte der Nullhypothese ergeben sich aus dem arithmetischen Mittel der eingetretenen Ergebnisse der Testgruppen.<sup>653</sup> Wenn Tabelle 26 eine mögliche Verteilung der Ergebnisse wiedergibt, berechnen sich die zu erwartenden Ergebnisse der Nullhypothese wie in Tabelle 27 aufgeführt.

Beobachtungen	Wirkung	Keine Wirkung
Modifikation A / Gruppe 1	$a$	$c$
Modifikation B / Gruppe 2	$b$	$d$

Tabelle 26: Beispiel einer möglichen Verteilung

Erwartungen Nullhypothese	Wirkung	Keine Wirkung
Modifikation A / Gruppe 1	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{c+d}{2}$
Modifikation B / Gruppe 2	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{c+d}{2}$

Tabelle 27: Berechnung der Ergebnisse der Nullhypothese zum Beispiel

Ob die Alternativhypothese angenommen werden genommen werden kann und damit ein signifikanter Unterschied zwischen Gruppe 1 und Gruppe 2 besteht, wird über eine Prüfgröße bestimmt. Im Falle des Chi-Quadrat-Tests ergibt sich diese nach Pearson<sup>654</sup> aus der Summe der Quadrate der Differenz zwischen beobachtetem und erwartetem Wert geteilt durch den Erwartungswert:<sup>655</sup>

$$\text{Prüfgröße} = \sum_i \frac{(x_i - x_{i\text{erwartet}})^2}{x_{i\text{erwartet}}} \quad (15)$$

<sup>650</sup> Damit formuliert die Nullhypothese, dass es keine Abhängigkeit der abhängigen Variablen von der unabhängigen Variablen gibt, die Alternativhypothese, dass eine solche existiert.

<sup>651</sup> Wiss. Grundprinzip der Falsifikation (Schüler, 2004 S. 49): Die Null-Hypothese bestreitet das Vorliegen eines Effektes. Wenn die Null-Hypothese sich in der Untersuchung als falsch erweist, kann die Alternativhypothese zunächst angenommen werden.

<sup>652</sup> Vgl. z.B. (Albrecht, 1974 S. 100ff).

<sup>653</sup> Vgl. z.B. (Brade, et al., 2009 S. 28f).

<sup>654</sup> (Pearson, 1900)

<sup>655</sup> Vgl. z.B. (Bühl, 2008 S. 265f).

Abschließend wird die berechnete Prüfgröße mit einem Schwellenwert der Chi-Quadrat-Verteilung für das gegebene Signifikanzniveau verglichen. In den meisten Fällen können die Schwellenwerte einer Tabelle der Chi-Quadrat-Verteilung<sup>656,657</sup> entnommen werden.<sup>658</sup> Im klassischen A/B-Test wird der Wert der Chi-Quadrat-Verteilung für einen Freiheitsgrad<sup>659</sup> und ein wissenschaftlich übliches Signifikanzniveau von 95 Prozent benötigt. Im Beispiel ergibt sich dann

$$X_{n=1}(p = 0,95) = 3,84$$

Im Folgenden müssen zwei Fälle unterschieden werden. Zum einen kann die Prüfgröße kleiner als der Schwellenwert sein. In diesem Fall kann die Nullhypothese nicht verworfen werden und es gibt somit keinen Beleg für einen Unterschied zwischen den beiden Modifikationen des geprüften Objekts. Im zweiten Fall ist die Prüfgröße größer als der Schwellenwert, was bedeutet, dass die Nullhypothese verworfen werden muss und es einen signifikanten Unterschied zwischen den beiden Modifikationen gibt.<sup>660</sup>

Eine weitere Möglichkeit zum Auswerten von A/B-Tests ist der zweiseitige  $t$ -Test für unabhängige Stichproben.<sup>661</sup> Dabei werden die Mittelwerte zweier unabhängiger Messreihen miteinander verglichen. Voraussetzung dafür ist, dass die Varianz der Grundmengen beider Stichproben gleich ist.<sup>662</sup> Im Falle einer ungleichen Varianz müsste an dieser Stelle ein Welch-Test durchgeführt werden.<sup>663</sup> Beim  $t$ -Test besagt die Nullhypothese, dass die Mittelwerte beider Messreihen gleich sind. Im allgemeinsten Fall kann auch ein Wert  $\omega_0$  für die Differenz der Mittelwerte festgelegt werden. Für die Teststatistik gilt in diesem Fall<sup>664</sup>

$$T = \sqrt{\frac{nm}{n+m}} \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \omega_0}{S} \quad (16)$$

Dabei sind  $\bar{X}$  und  $\bar{Y}$  Mittelwerte der Messreihen.  $n$  und  $m$  stehen für den Umfang der beiden Messungen und  $S$  für die gewichtete Varianz, berechnet aus den Varianzen der Messreihen<sup>665</sup>:

$$S^2 = \frac{(n-1)S_x^2 + (m-1)S_y^2}{n+m-2} \quad (17)$$

<sup>656</sup> Vgl. z.B. (Papula, 2009 S. 512).

<sup>657</sup> Nicht enthaltene Werte sind logarithmisch zu interpolieren, vgl. (Kruse, 2007).

<sup>658</sup> Heute sind diese in den meisten mathematischen Anwendungen bereits als Funktion integriert, z.B. in Excel ab 2003 (vgl. (Schels, 2005 S. 211f)) und R (vgl. (Adler, 2012 S. 410ff)).

<sup>659</sup> Die Anzahl der unabhängigen Zufallsvariablen, die in  $\chi^2$  eingehen, heißt Freiheitsgrad der Verteilung, vgl. (Precht, et al., 2005 S. 178).

<sup>660</sup> Vgl. (Teschl, et al., 2007 S. 355f).

<sup>661</sup> Vgl. (Ash, 2008 S. 343).

<sup>662</sup> Vgl. (Rasch, et al., 2004 S. 43ff).

<sup>663</sup> Vgl. (Büning, 1991 S. 132).

<sup>664</sup> Vgl. (Westermann, 2000 S. 323), (Holling, 2010 S. 396).

<sup>665</sup> Vgl. (Brosius, 2011 S. 487).

Wenn die Prüfgröße  $t$  berechnet wurde, wird sie mit dem Wert der entsprechenden  $t$ -Verteilung für das vorgegebene Vertrauensniveau und die Freiheitsgrade verglichen. Die Nullhypothese wird dabei abgelehnt, wenn der Betrag der Prüfgröße größer ist als der entsprechende Wert der  $t$ -Statistik.<sup>666</sup>

Die berechnete Prüfgröße ist ein Indikator für die Signifikanz der aufgestellten Hypothese und damit abhängig vom festgelegten Signifikanzniveau. Bei statistischen Hypothesentests besteht dementsprechend jederzeit die Möglichkeit einer fehlerhaften Annahme oder Ablehnung der Nullhypothese. Dabei werden die Fehler in Fehler 1. Art und Fehler 2. Art unterschieden.<sup>667</sup> Ein Fehler erster Art tritt auf, wenn die Nullhypothese „es gibt keinen Unterschied“ aufgrund des statistischen Tests abgelehnt wird, obwohl der Sachverhalt der Nullhypothese wahr ist. Damit entspricht die Wahrscheinlichkeit, einen Fehler erster Art zu machen, dem vorher festgelegten Signifikanzniveau. Bei einem Fehler zweiter Art ist die Alternativhypothese richtig, jedoch wird aufgrund des statistischen Tests die Nullhypothese als wahr angenommen. Tabelle 28 stellt die Entscheidungsregeln des  $t$ -Tests in Kombination mit den Fehlerarten dar.

	<b>Nullhypothese ist wahr („es gibt keinen Unterschied“)</b>	<b>Alternativhypothese ist wahr („es gibt einen Unterschied“)</b>
<b>Aus statistischem Test folgt: <math>H_0</math> ist wahr.</b>	richtige Entscheidung (Wahrscheinlichkeit $1 - \alpha$ )	Fehler 2. Art (Wahrscheinlichkeit $\beta$ )
<b>Aus statistischem Test folgt: <math>H_1</math> ist wahr.</b>	Fehler 1. Art (Wahrscheinlichkeit $\alpha$ )	richtige Entscheidung (Wahrscheinlichkeit $1 - \beta$ )

Tabelle 28: Entscheidungsregel beim  $t$ -Test (Rasch, et al., 2004 S. 74)

Im Gegensatz zum Fehler erster Art kann die Wahrscheinlichkeit, einen Fehler zweiter Art zu machen, in der Regel nicht berechnet werden. Das folgt aus der Art der festgelegten Hypothesen des statistischen Tests.

Im Allgemeinen stellt die Nullhypothese eine dezidierte Aussage dar, z.B. der Mittelwert  $\mu$  ist gleich zwei. Im Gegensatz dazu erfasst die Alternativhypothese alle anderen Möglichkeiten. Dementsprechend folgt aus der Aussage, dass der Mittelwert  $\mu$  ungleich zwei ist, dass  $\mu$  jeden Wert außer zwei annehmen kann, damit die Aussage als wahr erachtet wird.

<sup>666</sup> (Teschl, et al., 2007 S. 355)

<sup>667</sup> Vgl. (Rasch, et al., 2004 S. 74).

## 3 Vorgehen

In diesem Kapitel wird das grundlegende Forschungsdesign auf Basis der in Kapitel 2 erläuterten Begriffe und Verfahren entwickelt. Dafür werden Designentscheidungen hergeleitet, Verfahrens-Auswahlen getroffen und wesentliche Aspekte vertieft.

Zum besseren Verständnis folgt ein Überblick über den Aufbau von Kapitel 3: Nach einer kurzen Vorstellung des grundsätzlichen Forschungsdesigns und der beteiligten Organisationen werden zunächst Überlegungen zur Datenbeschaffung angestellt und eine geeignete Datenquelle vorgestellt. Anschließend werden für diese Datenbasis geeignete Analysemethoden und Werkzeuge eingeführt und ausgewählt. Im nächsten Schritt erfolgt die Entwicklung des Untersuchungsdesigns mit Auswahl des Mediums, Eingrenzung des Untersuchungsgegenstandes, der Konzeption des Experiments und schließlich der erforderlichen Software-Systeme und ihrer Evaluation.

### 3.1 Forschungsdesign

Die deutschsprachige Wirtschaftsinformatik versteht sich primär als eine konstruktionsorientierte Forschungsdisziplin, die auf die Gestaltung von Informationssystemen<sup>668</sup> (IS) fokussiert.<sup>669-670</sup> Primäres Gestaltungsziel ist dabei die Nützlichkeit, d.h. die konstruierten Artefakte sollen konkrete, relevante Probleme der Informationssystem-Verwendung lösen. Ebenso verfolgt die Design Science Research Community innerhalb der Information-Systems-Forschung, die als insbesondere von Forschenden in den USA etablierte Schwesterdisziplin der Wirtschaftsinformatik angesehen werden kann<sup>671</sup>, einen explizit gestaltungsorientierten Ansatz.<sup>672</sup> (Gericke, et al., 2009 S. 195ff)

In beiden Disziplinen lassen sich die Forschungsbeiträge in zwei Bereiche unterteilen<sup>673</sup>: In Beiträge, die sich mit der Fundierung der Konstruktion und der Evaluation auseinandersetzen (Konstruktionsforschung, bzw. Design Science), und in Beschreibungen konkreter Artefaktkonstruktion<sup>674</sup> (bzw. Design Research) (Gericke, et al., 2009 S. 197f). Im Gegensatz zur Konstruktionsforschung zielt die Artefaktkonstruktion auf die Gestaltung und Evaluation konkreter „nützlicher Artefakte“ zur Lösung von Problemen mit IS-Bezug.<sup>675</sup>

---

<sup>668</sup> Unter IS werden sozio-technische Systeme für Wirtschaft, Verwaltung und zunehmend auch private Haushalte verstanden, in denen Menschen und Maschinen Informationen erzeugen oder benutzen sowie durch Kommunikationsbeziehungen miteinander verbunden sind. (Balzert, 2000 S. 25; WKWI, 2007 S. 319) nach (Gericke, 2009 S. 1)

<sup>669</sup> Vgl. (Lange, 2006 S. 25ff), (Wilde, et al., 2007 S. 280), (Becker, et al., 2008 S. 6).

<sup>670</sup> In der Literatur (Vgl. z.B. (Lange, 2006 S. 99), (Wilde, et al., 2007 S. 280), (Becker, et al., 2008 S. 5)) werden die Begriffe Gestaltung und Konstruktion i.A. synonym verwendet (Gericke, et al., 2009 S. 195).

<sup>671</sup> Vgl. (Becker, et al., 2006 S. 2), (Wilde, et al., 2007 S. 280).

<sup>672</sup> Vgl. (March, et al., 1995), (Hevner, et al., 2004).

<sup>673</sup> Vgl. (Hevner, et al., 2004 S. 87), (Cross, 2001 S. 52f).

<sup>674</sup> Eine Literaturübersicht bietet (Gericke, 2008).

<sup>675</sup> (Hevner, et al., 2004 S. 87) nach (Gericke, et al., 2009 S. 96)

---

Die vorliegende Arbeit fällt in den Bereich der Artefaktkonstruktion: Die Instanziierung einzelner Komponenten als konkrete Prototypen dient dem Nachweis, dass das zugrundeliegende Konzept herstellbar ist und im Zusammenspiel in dem gegebenen situativen Kontext erwartungsgemäß funktioniert. Die Evaluierung erfolgt durch die praktische Anwendung, der Nachweis der Relevanz durch die erzielten ökonomischen Ergebnisse.

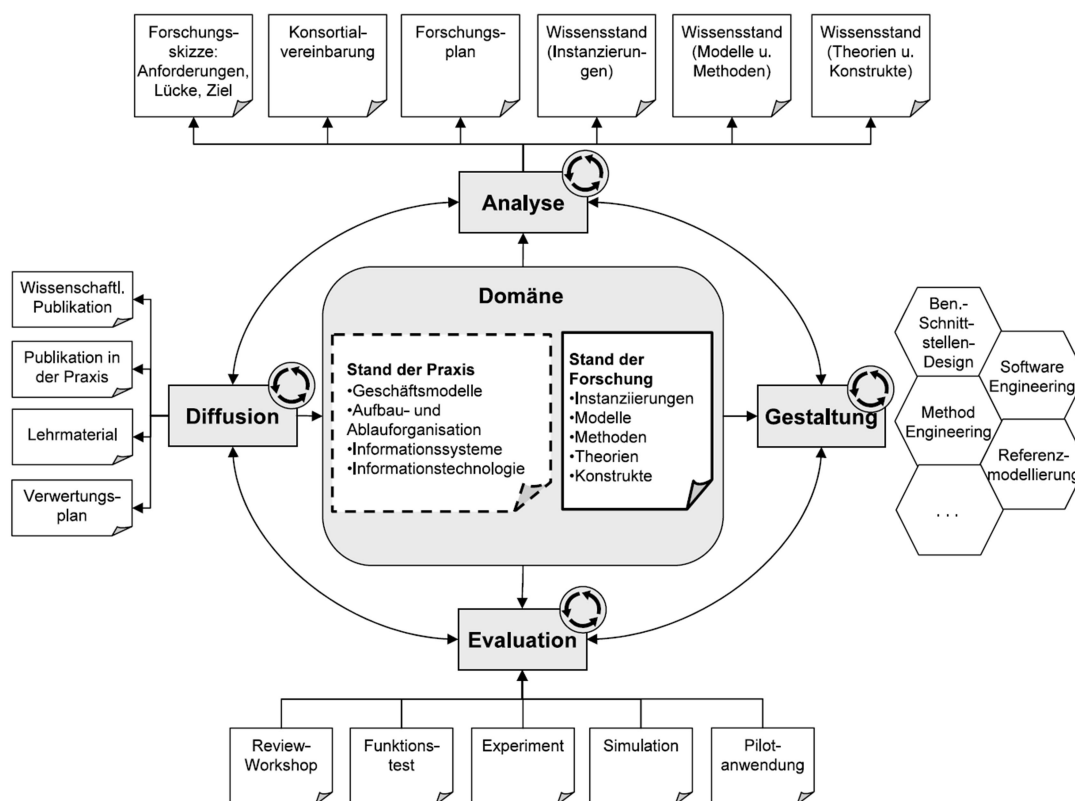


Abbildung 47: Konsortialforschung im Überblick (Österle, et al., 2010a S. 278)

Das konzipierte Vorgehensmodell wurde im Rahmen des durch die Sächsische Aufbaubank (SAB) geförderten Verbundprojektes „Smarter Shopping“ als Konsortialforschungsprojekt<sup>676</sup> (für einen Überblick vgl. Abbildung 47) in Zusammenarbeit des Instituts für Angewandte Informatik an der Universität Leipzig<sup>677-678</sup> mit dem Praxis-

<sup>676</sup> Vgl. (Österle, et al., 2010a S. 273ff).

<sup>677</sup> Das Institut für Angewandte Informatik e. V. (InfAI) ist ein Zusammenschluss von Professuren der Informatik und Wirtschaftsinformatik an der Universität Leipzig. Es wurde im Jahr 2006 gegründet und im Jahr 2008 der Universität Leipzig sowie vom Land Sachsen als An-Institut der Universität Leipzig anerkannt. Als Ziel hat sich das Institut die gemeinnützige Förderung von Wissenschaft und Forschung auf den Gebieten der Informatik und der Wirtschaftsinformatik gesetzt.

<sup>678</sup> An-Institute sind rechtlich selbstständige Einrichtungen (...), die zwar organisatorisch, personell und räumlich mit diesen verflochten sind, ohne jedoch einen integralen Bestandteil der jeweiligen Hochschule zu bilden. Als Bindeglied zwischen Hochschule und Wirtschaft ist ihre Aufgabe die Erforschung wirtschaftsnaher Bereiche im Spannungsfeld zwischen angewandter Forschung und marktrelevanter Produktentwicklung. (Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF), 2004 S. 31f)

Partner Andasa GmbH realisiert.<sup>679</sup> Dabei wurde eine „Methode zur Steigerung der Conversion-Rate basierend auf einer multi-entity Betrachtung und Berücksichtigung empirischer Verhaltensmuster“ entwickelt und prototypisch umgesetzt.<sup>680</sup>

Bei der Andasa GmbH handelt es sich um ein Internet-Startup<sup>681</sup> mit der Vision, das führende deutsche Online-Bonussystem durch systematische Vernetzung zahlreicher Online Shops anzubieten. Als solches steht das Unternehmen (Kategorie KMU<sup>682</sup>) vor zahlreichen praktischen Problemstellungen, die einer innovativen Lösung bedürfen. Diese Fragestellungen wurden gemeinsam mit dem Forschungspartner im Forschungsprojekt bearbeitet, welches so die Grundlage der vorliegenden Dissertation bildet.

### 3.1.1.1 Ziele und Anforderungen der Andasa GmbH

Mit den neuen Erkenntnissen über das individuelle Kaufverhalten auf Basis Shop-übergreifender Verhaltensdaten sollte die Kundenansprache durch treffendere Angebote deutlich verbessert werden. Die an das Rückvergütungsprogramm angeschlossenen Shops sollen durch erhöhte Konversions-Raten, höhere Neukundengewinnung sowie verbesserte Kundenbindung profitieren. Die Steigerung der Conversion-Rate durch Personalisierung von Angeboten ist in der Literatur<sup>683</sup> empirisch belegt: „Through retargeting, a method of behavioral targeting, a popular seasonal retailer increased its click to sale conversion rate increase by 270 percent, while lowering its cost per acquisition by 50 percent“. (24/7 realmedia, 2005)

Modellrechnungen haben gezeigt, dass eine durch Personalisierung bei konstanten Kosten erreichte Steigerung der Conversion-Rate den jährlichen Gewinn der Andasa GmbH um bis zu 50% erhöhen könnte.

Zusätzlich wurde eine Erhöhung der Kundenzufriedenheit angestrebt, indem individuelle Wünsche der Kunden zielgenauer berücksichtigt werden. Ein weiterer Vorteil des Ansatzes ist, dass die Personalisierung von Angeboten nicht durch zusätzlich zu erhebende personengebundene Daten erfolgen soll.

Darüber hinaus sollte die neue Methode Grundlage für ein neuartiges serviceorientiertes Softwaresystem werden. Dieses öffnet dem Unternehmen die Möglichkeit, spezifische Dienstleistungen in Bezug auf automatisierte Personalisierung von Online-Angeboten

<sup>679</sup> Vgl. (Fassauer, et al., 2010).

<sup>680</sup> Vgl. Arbeitsberichte 01-05 (Fassauer, et al., 2012), (Fassauer, et al., 2013a), (Fassauer, et al., 2013b), (Fassauer, et al., 2013c), (Fassauer, et al., 2013d).

<sup>681</sup> Startup: junge, noch nicht etablierte Unternehmen, die zur Verwirklichung einer innovativen Geschäftsidee (häufig in den Bereichen Electronic Business, Kommunikationstechnologie oder Life Sciences) mit geringem Startkapital gegründet werden und i.d.R. sehr früh zur Ausweitung ihrer Geschäfte und Stärkung ihrer Kapitalbasis entweder auf den Erhalt von Venture-Capital bzw. Seed Capital (evtl. auch durch Business Angels) oder auf einen Börsengang (IPO) angewiesen sind. (Gabler Verlag, 2014)

<sup>682</sup> Kleine und mittlere Unternehmen (KMU) werden definiert als Unternehmen, die weniger als 250 Mitarbeiter beschäftigen und einen Jahresumsatz von höchstens 50 Mio. EUR oder eine Jahresbilanzsumme von höchstens 43 Mio. EUR aufweisen. (EU-Kommission (Hrsg.), 2003 S. 36ff)

<sup>683</sup> Vgl. z.B. auch (Chen, et al., 2007).

anderen Unternehmen im E-Commerce anzubieten. Diese zweite Phase soll in einem weiteren Projekt realisiert werden.

Andasa als ein Startup versucht, ein neuartiges Geschäftsmodell am Markt zu etablieren. Als solches trägt es an sich bereits experimentellen Charakter. Daraus ergeben sich spezifische Anforderungen:

- kein Einfluss der Forschung auf den Ablauf des Tagesgeschäfts
- möglichst geringe Änderungen am Software System und an Geschäftsprozessen
- alle technischen Maßnahmen müssen einen sofortigen Mehrwert erzielen, unabhängig vom Forschungsergebnis
- Verwendung bereits bestehenden Knowhows und Einsatz vorhandener Technologien
- nur Untersuchung von betrieblich relevanten Fragen

Die Förderung durch die SAB war instrumental, um die Finanzierung des Projektes sicherstellen zu können. KMUs und insbesondere Startups verfügen üblicherweise nicht über das Kapital, so langfristig angelegte Untersuchungen durchzuführen. Einige der Anforderungen der Andasa sind sicherlich auch auf Projekte mit anderen Startups übertragbar.

Die Mitarbeiter der Andasa GmbH waren im Projekt überwiegend für die Definition der konkreten Anwendungsfälle, die Entwicklung, Test und Integration der neuen Systemkomponenten sowie die Konfiguration, Anwendung und Betreuung des Systems verantwortlich.

### **3.1.1.2 Ziele und Anforderungen des Instituts für Angewandte Informatik**

Als Forschungspartner hat das InfAI im Projekt die Sicherstellung einer qualitativ hochwertigen Forschung zum Ziel. Daraus leiten sich u.a. folgende Anforderungen ab:

- Sicherstellung der Berücksichtigung des Standes der Forschung
- Verfügbarmachung der verwendeten/erzeugten Daten und Ergebnisse für weitere Untersuchungen
- Dokumentation der Untersuchungen und ihrer Ergebnisse
- Berücksichtigung wissenschaftlicher Standards bei Konzeption und Durchführung der Untersuchungen
- Sicherstellung der Wiederholbarkeit der Untersuchungen
- Veröffentlichungen in anerkannten wissenschaftlichen Publikationen

Die am Projekt beteiligten Wissenschaftler des Instituts für Angewandte Informatik haben Arbeitsschwerpunkte in den Bereichen E-Commerce, Datenanalyse, Simulation, Statistik und Konsumentenverhaltensforschung. Sie übernahmen im Rahmen des Forschungsvorhabens als Forschungspartner überwiegend Forschungs- und Konzeptionsaufgaben in den Bereichen Entwicklung von Techniken und Werkzeugen für Business Intelligence / Data Mining, die Validierung der neuen Methode sowie der Aufbereitung und Verbreitung der Ergebnisse. Diese wie auch Konzepte für die Werkzeuge wurden durch das InfAI diskriminierungsfrei veröffentlicht und auf

---



wissenschaftlichen Plattformen (Forschungsseminare, Konferenzen, Workshops, z.B. im Rahmen der Multikonferenz SABRE oder der MKWI 2014<sup>684</sup>) verbreitet.

### 3.1.2 Design des Informationssystems

Die einzelnen Komponenten sollten prototypisch<sup>685</sup> realisiert werden. Da solche Abstraktionen nicht mit mathematischen Methoden als wahr oder unwahr bezeichnet werden können, bedarf es Mechanismen, die eine Übereinstimmung bezüglich der Sinnhaftigkeit einer gewählten Abstraktion herbeiführen können. Deshalb sind die Grundsätze ordnungsmäßiger Modellierung zu berücksichtigen.<sup>686</sup> (Becker, 2010 S. 14)

Bei dem zu entwickelnden System handelt es sich um ein komplexes, verbundenes sozial-technologisches System (zahlreiche Menschen interagieren mit ihm, viele Bestandteile, unklare, sich wandelnde Rahmenbedingungen,...)<sup>687</sup>, in welchem die Ergebnisse einzelner Maßnahmen schwer vorhersagbar sind. Derartige Probleme werden in der Design Science Research-Literatur<sup>688</sup> als „wicked“ bezeichnet, da sie nicht für traditionelle Wissenschaftsansätze geeignet sind. Entsprechend müssen Lösungsansätze (Design-Theorien) gesucht und angewandt werden, das System so zu gestalten, dass die gewünschten Effekte eintreten<sup>689</sup>, und sie den wissenschaftlichen Standards genügen. (Gleasure, 2013 S. 1)

Ein solcher Ansatz ist z.B. die erklärende Designtheorie:<sup>690</sup> Sie schreibt vor, nach welchen beschreibbaren Prinzipien die Anforderungen an ein Software-System mit den im Entwurfsprozess (unvollständig) zu beschreibenden Artefakten in Beziehung stehen. Eine erklärende Designtheorie sagt aus, warum eine generalisierte Menge von Anforderungen durch eine generalisierte Menge von Objekt-Leistungsmerkmalen befriedigt wird. Anforderungen (Requirements)<sup>691</sup> und Komponenten<sup>692,693</sup>, sowie die

---

<sup>684</sup> Zum Beispiel Smarter Shopping Workshop Oktober 2011, Workshop RCMEE im Rahmen der SABRE Conference 2012, ICBCM 2013, ICIEB 2014, MKWI 2014.

<sup>685</sup> “The idea of prototyping reflects an evolutionary approach to developing systems in which the design process progresses through a series of incremental versions embodying different features and levels of functionality. These prototypes can be seen as experimental, incomplete designs that can be built quickly and cheaply and are usually discarded immediately after use. Developing prototypes is an integral part of an iterative user-centered design process because it enables designers to try out their ideas with real users and to gather feedback on design issues.” (Shin, et al., 2001 S. 519)

<sup>686</sup> Vgl. (Becker, et al., 1995).

<sup>687</sup> Vgl. fünf Kriterien für „wicked problems“ bei (Hevner, et al., 2004 S. 81).

<sup>688</sup> Vgl. (Ackoff, 1974), (Mason, et al., 1973), (Hevner, et al., 2004).

<sup>689</sup> Vgl. (Rittel, 1972), (Buchanan, 1992), (Brown, 2008).

<sup>690</sup> (Baskerville, et al., 2010 S. 262)

<sup>691</sup> Nach IEEE-Standardglossar (IEEE, 1990 S. 62) wird unter einem Requirement (1) eine Bedingung oder Fähigkeit, die der Anwender benötigt, um ein Problem zu lösen oder ein Ziel zu erreichen; (2) eine Bedingung oder Fähigkeit, die ein System oder eine Systemkomponente erfüllen bzw. besitzen muss, um einem Vertrag, einer Norm, einer Spezifikation oder einem anderen förmlich auferlegten Dokument zu entsprechen; (3) eine Dokumentation einer Bedingung gemäß (1) oder (2) verstanden. Gemäß Oxford Advanced Learner’s Dictionary (Wehmeyer, 2000 S. 255) lautet die Definition für Bedingung (Condition) „the state that something is in“ oder „the circumstances or condition ... “ oder „the physical situation that affects how something happens“. Weiterhin wird in diesem Beitrag der Begriff „Fähigkeit“

---

damit verbundenen Beziehungen, die die Lösung erklären, bilden ihre Schlüsselemente.<sup>694</sup> (Baskerville, et al., 2010 S. 262)

In den folgenden Abschnitten werden deshalb der iterative Designprozess beschrieben, mit dem die Komponenten entworfen wurden, um die Anforderungen der Projektpartner zu erfüllen.

### 3.1.2.1 Der Designprozess

Die Grundlage für die im Rahmen dieser Arbeit durchzuführenden Untersuchungen bildet ein Informationssystem, welches im Rahmen des Forschungsprojekts „Smarter Shopping“ aus (eventuell anzupassenden) vorhandenen Komponenten des Andasa Systems und aus gegebenenfalls prototypisch neu zu entwickelnden Teilen besteht. Für die Umsetzung ist ein Systementwurf erforderlich, der die Anforderungen der Projektpartner berücksichtigt. Im Folgenden sollen wichtige Aspekte des Entwurfsprozesses und der gegebene Kontext dargestellt werden. Wie bei Entwicklungsprozessen ist das Finden der optimalen Lösung aufgrund der Vielzahl an Interessen nicht möglich.<sup>695</sup> Der Entwicklungsprozess ist deshalb gemäß dem Vorgehen unter dem Paradigma der gestaltungsorientierten Wirtschaftsinformatik grundsätzlich iterativ angelegt.<sup>696</sup>

Die grundlegenden Anforderungen und die grobe Projektplanung in Arbeitspaketen standen eingangs in Form der Vorhabensbeschreibung<sup>697</sup> und der Projektskizze zur Verfügung.

Zu Beginn des Projektes war es für die Forschungspartner notwendig, eine Baseline<sup>698</sup>-Analyse der vorhandenen Systeme, Schnittstellen, Daten und relevanten Geschäftsprozesse durchzuführen. Dies erfolgte durch die Projektpartner gemeinsam in einer Reihe von Meetings. Da die Dokumentation sich als unvollständig herausstellte, wurde in vielen Fällen auf Beispiel-Use-Cases zurückgegriffen. Insbesondere war auch ein Verstehen der Bedeutungen der intern verwendeten spezifischen Bezeichnungen (z.B. Linkinvokation, Posting, Booking,...) wichtig.

Die Andasa GmbH führt aufgrund der geringen Mitarbeiterzahl ein wöchentliches Meeting unter Teilnahme aller Angestellten durch. Wegen der räumlichen Nähe zwischen der Universität Leipzig und dem Sitz der Gesellschaft war es für den

---

(Capability) als „the ability or qualities required in the whole set of general components necessary to do something“ verwendet. (Baskerville, et al., 2010 S. 263)

<sup>692</sup> Das IEEE-Standardglossar (IEEE, 1990 S. 18) definiert weiterhin Komponenten als „one of the parts that make up a system“. Eine Komponente kann mehr als nur Hardware oder Software sein, und sie kann in andere Komponenten zerlegt werden. (Baskerville, et al., 2010 S. 263)

<sup>693</sup> Zur Definition Software-Komponente vgl. auch Fußnote 59.

<sup>694</sup> Vgl. auch (Walls, et al., 1992 S. 36ff), (Gregor, et al., 2007 S. 312ff).

<sup>695</sup> Vgl. z.B. (Biesenbender, et al., 2013 S. 160).

<sup>696</sup> Vgl. z.B. (Karagiannis, 2010 S. 47).

<sup>697</sup> Vgl. (Fassauer, et al., 2010).

<sup>698</sup> Vgl. (BusinessDirectory.com, 2014).

---

Forschungspartner häufig möglich, an diesen teilzunehmen, um dort die Anforderungen direkt abzustimmen bzw. Ergebnisse zu präsentieren. So war stets sichergestellt, dass alle Mitarbeiter über den Fortgang des Projektes informiert waren. Darüber hinaus wurde gleich zu Beginn eine Projekt- Website angelegt, auf der während und nach Abschluss des Projekts alle Protokolle, Aufgaben-Listen und Artefakte abgelegt und zugänglich gemacht wurden. Weitere Interaktionen fanden überwiegend via E-Mail und Telefon statt. In den verschiedenen Projektphasen waren unterschiedliche Mitarbeiter der Gesellschaft an der Realisierung beteiligt, insbesondere aus der Entwicklungsabteilung, dem Marketing und der Geschäftsführung.

Die Komponenten wurden in einem vierstufigen Prozess mit den Schritten Analyse, Design, Code und Review umgesetzt. Dabei wurden vom Forschungspartner die Anforderungen vorgegeben und deren Erfüllung durch die Instanziierung geprüft, während der Praxispartner konkrete Realisierungsvorschläge und Produktion von Artefakten beitrug.<sup>699</sup>

Die Entwicklung an sich erfolgte iterativ: Einzelne Schritte wurden nacheinander entwickelt, getestet, auf Anforderungskonformität geprüft und in den Betrieb überführt, um sie nach erfolgreichem Einsatz im nächsten Schritt weiterzuentwickeln. Der Designprozess war nicht systematisch, sondern beinhaltete intensive Kommunikation zwischen den Beteiligten, insbesondere die Diskussion von Vorschlägen, Feedback, kritische Diskussionen und Konsensbildung.<sup>700</sup>

Dies war insbesondere vor dem Hintergrund der Risikominimierung erforderlich, da jeder Eingriff in die Website und die Nutzerkommunikation geschäftskritisch für die Andasa GmbH war und deshalb so klein wie möglich und notfalls einfach korrigierbar sein musste. Man kann diesen Entwicklungsprozess als Suche nach einem geeigneten Software-System zur Beantwortung der Forschungsfrage mit dem geringsten Risiko für den Betrieb der Andasa GmbH interpretieren.

Die Arbeitspakete waren so angelegt, dass mit Fertigstellung gleichzeitig eine konkrete betriebliche Anforderung erfüllt wurde und eine Forschungsfrage bearbeitet werden konnte. Dadurch konnten früh und über die gesamte Projektlaufzeit hinweg Ergebnisse erzielt und die einzelnen Teil-Komponenten und -Prozesse evaluiert werden. Damit wurde für alle beteiligten Stakeholder<sup>701</sup> (Geschäftsführung, Forscher, Mitarbeiter,...) der Nutzen der Entwicklung von Beginn an transparent.

Besonderes Augenmerk wurde vom Forschungspartner auf die vom System erzeugten Daten gelegt: Verteilung, Zufälligkeit der Auswahl, Einheitlichkeit der Erhebung, wiederholte Durchführung und störungsfreier Ablauf der Experimente, während der Praxispartner insbesondere die einheitliche Experience der beteiligten Versuchsteilnehmer und die Integration in die vorhandene Architektur sowie die Prozesse des Tagesgeschäfts überwachte.

---

<sup>699</sup> Vgl. (Pries-Heje, et al., 2012 S. 4119ff).

<sup>700</sup> Vgl. (Yetim, 2009 S. 28).

<sup>701</sup> Stakeholders, Anspruchsgruppen sind alle internen und externen Personengruppen, die von den unternehmerischen Tätigkeiten gegenwärtig oder in Zukunft direkt oder indirekt betroffen sind. (Gabler Verlag, 2014)

---

Am Ende des Projektes stand eine hohe Zufriedenheit mit dem Ablauf des Projektes und seinem Ergebnis. Die Geschäftsführung war über die Deutlichkeit des durch die Personalisierung erreichten Effektes überrascht, und es ist geplant, weitere Forschungsprojekte durchzuführen.

### 3.1.3 Konzeption des Software-Systems

Im Ausgangszustand beinhaltete das Andasa- System bereits ein Web-Content-Management-<sup>702</sup> sowie ein E-Mail-Versand- und Tracking-System<sup>703</sup>. Diese Systeme sind zur Durchführung des Data Minings um ein Data-Mining-System<sup>704</sup> zu ergänzen.

Zur Durchführung der A/B-Tests ist ein A/B-Testsystem erforderlich, welches die vorhandenen Content-Management-, E-Mail- und Tracking-Mechanismen nutzt, um verschiedene Newsletter-Varianten gegeneinander zu testen und zu analysieren. Die zweite erforderliche neue Komponente ist ein Empfehlungssystem, welches es ermöglicht, nutzerspezifische, personalisierte Empfehlungen zu erzeugen und im E-Mail-System zu verwenden. Eine Übersicht der Komponenten unter Hervorhebung der neu zu entwickelnden zeigt Abbildung 48. Um die Implementierung dieser Komponente zu verstehen, ist es notwendig, an dieser Stelle die Funktionsweise des Gesamtsystems zu beschreiben.

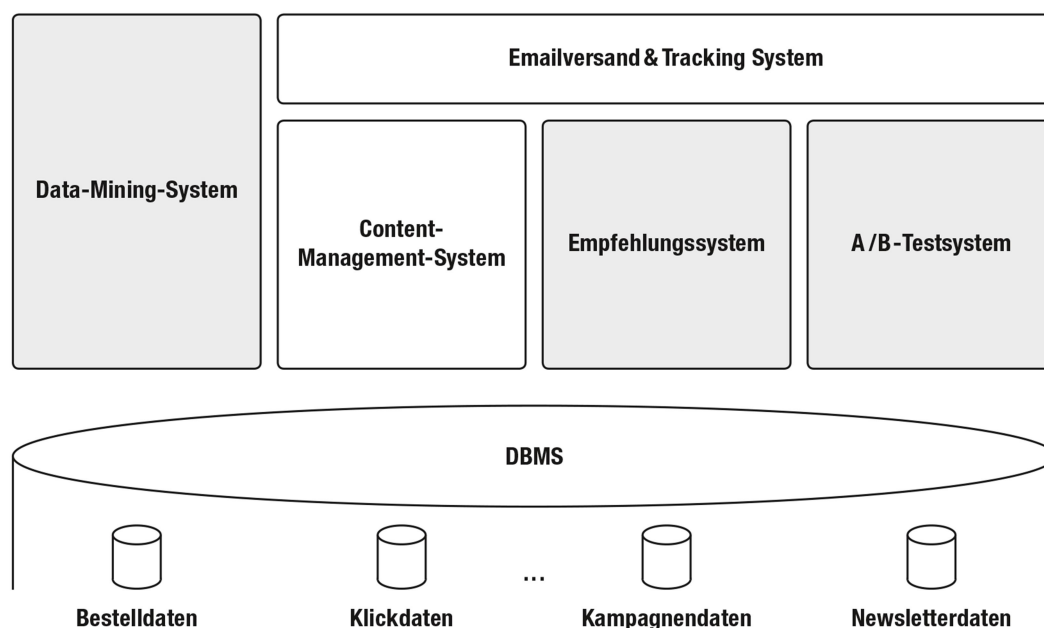


Abbildung 48: Komponenten des Software-Systems

<sup>702</sup> Ein Web-Content-Management-System ist ein Software-System zur Administration von Webinhalten, mit Unterstützung des Erstellungsprozesses, basierend auf der Trennung von Inhalten und Struktur. Es ist charakterisiert durch die Erstellung und Modifikation von Inhaltselementen, einer Rechteverwaltung mit Rollen, Nutzern und Gruppen, Templating und Automatisierung von Workflows zur Erstellung, Bearbeitung und Veröffentlichung von Inhalten. (Mauritz, 2005 S. 12), vgl. (Georgakopoulos, 2004 S. 31).

<sup>703</sup> Siehe Abschnitte 2.3.2.3.4 und 2.5.1.

<sup>704</sup> Siehe Abschnitt 2.5.2.3.

Während der Anmeldung bei Andasa werden zuerst nutzerspezifischen Informationen in der Datenbank in einer Tabelle abgelegt. Da der für einzelne Bestellungen gewährte Cashback von verschiedenen Parametern abhängt, werden die Rabattierungsaktionen über Kampagnen realisiert. Zum Beispiel gibt es für eine Buchung über die Internetseite oder die Toolbar einen anderen Cashback als bei im Newsletter beworbenen Angeboten. Dementsprechend gibt es Kampagnen für Newsletter und Websitebestellungen. Bei einer Bestellung/Transaktion werden die entsprechenden Informationen in einer verlinkten Tabelle abgelegt, um die auszahlenden Cashbacks zu berechnen. Diese Transaktionstabelle ist entsprechend mit Shop-, Buchungs-, Kampagnentabellen verlinkt.

Die Verhaltensdaten müssen so aufbereitet und abgelegt werden, dass eine Analyse möglich ist. Dafür bietet sich ein Data Warehouse an (siehe Abschnitt 2.5.2.3.1). Zusätzlich können Data Marts gebildet werden, sofern eine verfahrensspezifische Aufbereitung der Daten (z.B. spezifisch für bestimmte Recommender) erforderlich ist.

Die ausgewählten Werkzeuge zur statistischen Auswertung vervollständigen das System.

### 3.1.4 Evaluation

(Rudolph, 2011 S. 4): „Eine Evaluation<sup>705</sup> dient zur Überprüfung der Wirksamkeit und Bewertung eines Objekts.<sup>706</sup> Als prozessorientierte Handlung kann eine Evaluation entweder während der Realisierung eines Objekts (formativ) oder danach (summativ) stattfinden. Ergebnisse einer formativen Evaluation werden für die zukünftige Planung des Evaluationsobjekts und der nächsten Evaluierungshandlung genutzt. Eine Evaluation wird meist mit einem bestimmten Ziel durchgeführt.<sup>707</sup> Man unterscheidet dabei vier grundsätzliche Evaluationsziele: (1) Gewinn von wissenschaftlichen Erkenntnissen, (2) Entscheidungsfindung, (3) Legitimation und (4) Optimierung des Evaluationsobjekts. Evaluationen sollen wissenschaftlichen Kriterien genügen. Evaluationsforschung wird dabei als „Anwendungsvariante wissenschaftlicher Forschungsmethoden auf eine spezielle Gruppe von Fragestellungen“ (Bortz, et al., 2002 S. 101) betrachtet und nicht als eigenständige Disziplin.

Im vorliegenden Fall soll eine summative Evaluation des Prototyps erfolgen, um seine Verwendbarkeit für zukünftige Forschungsprojekte abzusichern. Die Evaluation erfolgt in funktionaler Hinsicht durch die Verwendung zur Durchführung der Experimente sowie durch eine Usability-Evaluation, um die Verwendbarkeit aus Anwendersicht zu verifizieren.

Die funktionale Evaluation<sup>708</sup> erfolgt in drei Schritten. Zuerst wird das Data-Mining-System zur Analyse der Daten eingesetzt. Anschließend werden einige Experimente

---

<sup>705</sup> Auch: Erfolgskontrolle, Effizienzforschung, Wirkungskontrolle, Qualitätskontrolle (Wottawa, et al., 1990).

<sup>706</sup> Vgl. (Kinast, 2005 S. 205).

<sup>707</sup> Vgl. (Kinast, 2005 S. 205).

<sup>708</sup> Die funktionale Evaluation dient der Prüfung, ob ein IT-System technisch in der Lage ist, die Anforderungen zu erfüllen: „... the focus of technical/functional evaluation is around the technical (IT)

zum Konsumentenverhalten mithilfe des A/B-Test-Systems durchgeführt und die Ergebnisse ausgewertet. Schließlich werden die durch das Empfehlungssystem erzeugten Empfehlungen zur Personalisierung des Newsletters eingesetzt und die Wirkung in einem weiteren A/B-Test experimentell überprüft.

Durch diese Vorgehensweise werden mehrere Ergebnisse angestrebt: Neben der Prüfung der aufgestellten Hypothesen soll durch die Evaluation des Prototypen das System als geprüftes Artefakt für künftige Experimente bereitgestellt werden. Die zur funktionalen Evaluation verwendeten Forschungsfragen sollen darüber hinaus relevante Aussagen zum Konsumentenverhalten empirisch prüfen und so einen Beitrag zur Forschung leisten.

## 3.2 Datenanalyse

Die unter dem Begriff Data Mining zusammengefassten Ansätze zur Datenanalyse entstammen einer Vielzahl an Forschungsdisziplinen. Daraus ergibt sich eine Vielzahl an sich teilweise überlappenden Einzel-Methoden.<sup>709</sup> Aus dieser Gesamtmenge müssen für die Problemstellung jeweils geeignete Verfahren ausgewählt werden. Jeder Analyseansatz, der zur Gewinnung von Wissen aus den betrieblichen Datenbeständen geeignet ist, kann prinzipiell zum Einsatz kommen. Daraus resultiert die Notwendigkeit von Systemen, die ein breites Spektrum an Analysemethoden zur Verfügung stellen.<sup>710</sup>

Voraussetzung für eine erfolgreiche Personalisierung ist das Finden von Ursache-Wirkungs-Zusammenhängen in den gesammelten Daten. Durch das Aufdecken von Verhaltensmustern können Vorhersagen getroffen und aussagekräftige Nutzungs- bzw. Nutzerprofile aggregiert werden, welche als Grundlage für spätere Personalisierungsschritte dienen.<sup>711</sup>

### 3.2.1 Datenbeschaffung

Die Ausrichtung von Internet-Marketingaktivitäten auf die individuellen Wünsche und Bedürfnisse jedes einzelnen Nachfragers erfordert zunächst die Gewinnung möglichst aussagekräftiger Nutzerdaten.<sup>712-713</sup>

Wie im Abschnitt 1.2 Forschungsbedarf beschrieben, sind Käuferverhaltensdaten unterschiedlicher Internethandels- Unternehmen in standardisierter Form aus Wettbewerbs- und Datenschutzgründen<sup>714</sup> nicht direkt verfügbar.

---

components. .... Its main focus is on the efficiency in terms of the technical performance and the control of resources...” (Serafeimidis, 2002 S. 172).

<sup>709</sup> (Küsters, 2001 S. 95)

<sup>710</sup> Vgl. (Adriaans, et al., 1996 S. 90), (Knobloch, 2000 S. 2).

<sup>711</sup> (Grabner-Kräuter, et al., 2001 S. 132), (Ohlenhorst, 2013 S. 4)

<sup>712</sup> Vgl. (Frosch-Wilke, et al., 2002 S. 187), (Grabner-Kräuter, et al., 2001 S. 126).

<sup>713</sup> Siehe Abschnitt 2.3.1.

<sup>714</sup> Siehe Abschnitt 2.5.1.2.

---

Es gibt verschiedene Ansätze, um Daten über das Käuferverhalten zu erzeugen (siehe Abschnitt 2.5.1). Eine Möglichkeit ist die empirische Erhebung durch Umfragen. Dieses Verfahren bringt aber verschiedene Nachteile mit sich. Zum einen ist der zeitliche Aufwand zur Erhebung einer ausreichend großen Datenmenge erheblich und zum anderen lässt sich in vielen Fällen die Korrektheit der getätigten Angaben nicht überprüfen, was zu einer Beeinträchtigung der Glaubwürdigkeit der Daten führt (siehe auch S. 118).

Eine andere Methode ist die Datenbeschaffung aus einer bereits bestehenden Datenquelle. Eine solche Quelle für Verhaltensdaten können existierende händlerübergreifende Bonussysteme oder Cashback-Systeme sein, da sie wie in Abschnitt 2.3.2.2 beschrieben konzeptbedingt über entsprechende Daten verfügen.

Die Andasa GmbH betreibt auf ihrer Website<sup>715</sup> ein solches Cashback-System<sup>716</sup>. Andasa schreibt allen Nutzern Geldbeträge (in der Regel in Höhe von 2% des Netto-Warenwertes) für ihre Käufe bei den teilnehmenden Partner-Shops auf einem virtuellen Konto gut. Der Nutzer kann sich das angesammelte Guthaben nach Erreichen einer Auszahlungsgrenze auf sein Konto auszahlen lassen. Mit über 3.000 teilnehmenden Online Shops in Deutschland verfügt Andasa über umfangreiche Daten zum Konsumentenverhalten. Im Rahmen des geförderten Forschungsprojekts „Smarter Shopping“ gestattete die Andasa GmbH die Auswertung der Daten in pseudonymisierter<sup>717</sup> Form.

### 3.2.2 Datenaufbereitung

Für die in Abschnitt 2.5.2.2 ausgewählten Data-Mining-Methoden sind unterschiedliche Formen der Datenaufbereitung erforderlich.

Die anzuwendende Methode beeinflusst stark die dafür erforderliche Datenaufbereitung, während umgekehrt die Form der Datenaufbereitung die Anwendbarkeit anderer Methoden einschränkt.<sup>718</sup>

Aus diesem Grund wird bei der Anwendung der Data-Mining-Methoden in Phase 5 des Data-Mining-Prozesses iterativ vorgegangen (siehe Abbildung 49): Die in Phase 4 des Data-Mining-Prozesses mittels ETL in das Data Warehouse geladenen Daten werden zuerst einer statistischen Analyse (Exploration) unterzogen. Dabei werden die für die erste ausgewählte Methode relevanten Daten bestimmt (Schritt 1).

---

<sup>715</sup> <http://www.andasa.de>

<sup>716</sup> Vgl. auch (Schmit, et al., 2013 S. 53).

<sup>717</sup> Siehe auch S. 150.

<sup>718</sup> (Hippner, et al., 2001 S. 102f)

---

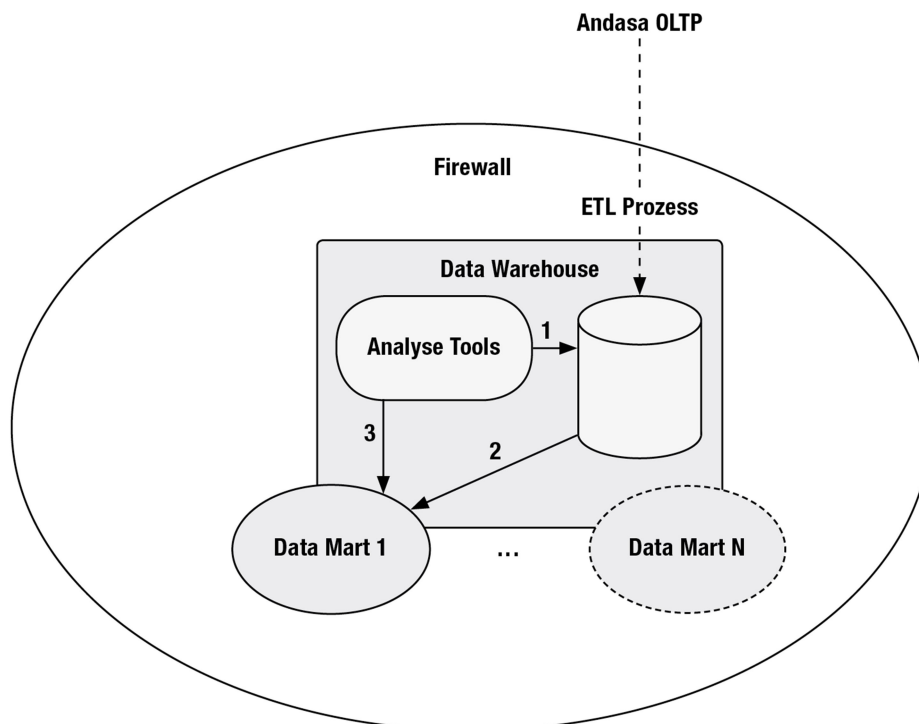


Abbildung 49: iterative Methodenapplikation auf dem Data-Mining-System

Anschließend werden die Daten für die jeweils gewählte Methode aufbereitet und in einen eigenen Data Mart extrahiert (Schritt 2). Im 3. Schritt erfolgt dann die Anwendung der gewählten Methode hinsichtlich konkreter Forschungsfragen auf die Daten des Data Marts (siehe Abbildung 49). Die Schritte 1-3 werden für alle gewählten Methoden bzw. Kombinationen der gewählten Methoden durchgeführt. Die Reihenfolge und Kombination der Methoden wird von den Ergebnissen der Datenanalyse bestimmt.

Damit existiert für jede angewendete Methode bzw. Kombination ein eigener Data Mart mit den speziell dafür aufbereiteten Daten, wodurch eine einfache Wiederholbarkeit und Nachvollziehbarkeit der Methodenapplikation gewährleistet wird und gleichzeitig der Dokumentation dient, mit welchen Daten die Ergebnisse erzielt wurden.

### 3.2.3 Auswahl geeigneter Data-Mining-Methoden

Unter den für den jeweiligen Problemtyp geeigneten Methoden muss eine Auswahl getroffen werden.

#### 3.2.3.1 Auswahl-Kriterien

Nach (Küppers, 1999 S. 87) sollte die Auswahl einer Data-Mining-Methode nach Methoden-, Anwender- und Daten- bezogenen Kriterien erfolgen.<sup>719</sup>

Die bei Küppers genannten Kriterien überdecken und ergänzen sich mit den Kriterien nach (Hippner, et al., 2001 S. 98ff) in Anlehnung an (Chapman, et al., 1999 S. 66),<sup>720</sup> siehe Tabelle 29 für eine zusammengeführte Darstellung.

<sup>719</sup> Vgl. (Knobloch, 2000 S. 24).



<b>Anwenderorientierte Kriterien</b>	<b>Datenorientierte Kriterien</b>	<b>Methodenorientierte Kriterien</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>- Interessantheit der Ergebnisse</li> <li>- Verständlichkeit von Ergebnis und Verfahren / Interpretierbarkeit</li> <li>- Autonomiegrad der Durchführung</li> <li>- Werkzeugverfügbarkeit</li> <li>- Flexibilität</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Anforderungen an die Transformation</li> <li>- Beachtung v. Kollinearitäten,</li> <li>- Empfindlichkeit auf mangelnde Datenqualität /</li> <li>- Anwendungsprämissen und Robustheit</li> <li>- Verarbeitbare Datenmenge</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Charakterisierung von Unsicherheit</li> <li>- explizite und implizite Annahmen</li> <li>- Regularisierung /</li> <li>- Approximations- u. Prognose- Genauigkeit,</li> <li>- Generalisierungsfähigkeit</li> </ul>

Tabelle 29: Kriterien zur Auswahl von Data-Mining-Methoden in Anlehnung an (Küppers, 1999 S. 87; Hippner, et al., 2001 S. 98ff), eigene Darstellung

#### 3.2.3.1.1 Anwenderorientierte Kriterien

Um bei den Nutzern Überforderungen zu vermeiden, den Arbeitsaufwand zu minimieren und letztendlich eine Akzeptanz der Ergebnisse zu erreichen, ist es erforderlich, dass Data-Mining-Analysen möglichst einfach durchzuführen sind und möglichst selbstständig interessante und nachvollziehbare Ergebnisse liefern.<sup>721</sup>

Diese Kriterien begrenzen die Modellkomplexität, was zu Lasten der Approximations- u. Prognose- Genauigkeit gehen kann.<sup>722</sup>

Bei der Auswahl spielt praktisch auch stets das Methodenwissen des Anwenders eine Rolle. Das stellt ein Risiko für die adäquate Methodenauswahl dar, weil möglicherweise sinnvolle Methoden aufgrund mangelnder Kenntnisse nicht in Betracht gezogen werden. Eine kritische Evaluierung der Methodenentscheidungen ist deshalb unerlässlich. Wegen des nicht unerheblichen Einarbeitungs-/ bzw. Schulungsaufwandes für neue Methoden ist es in der betrieblichen Praxis dennoch ein relevantes Kriterium und fließt in das Kriterium Verständlichkeit ein.<sup>723</sup>

Ein weiteres Kriterium ist die Flexibilität der gewählten Methoden hinsichtlich der Phasen und Problemtypen des Data-Mining-Prozesses. Einerseits treten in bestimmten Phasen einige Problemtypen verstärkt auf. Andererseits sind bestimmte Methoden für mehrere Problemtypen geeignet, was den Aufwand (hinsichtlich Modellierung, Implementation, Schulung,...) beim betrieblichen Einsatz stark reduzieren und die Akzeptanz erhöhen kann. Die Methodenauswahl ist deshalb so zu treffen, dass in allen

<sup>720</sup> Vgl. auch (Fayyad, et al., 1996 S. 49f).

<sup>721</sup> (Knobloch, 2000 S. 25)

<sup>722</sup> Vgl. (Elder IV, et al., 1996 S. 90f; Berry, et al., 1997 S. 96) und (Hippner, et al., 2001 S. 99).

<sup>723</sup> Vgl. (Küsters, et al., 2000 S. 132).

Phasen adäquate Methoden zur Verfügung stehen, und dass gleichzeitig die Anzahl der Methoden möglichst klein ist.<sup>724-725</sup>

### 3.2.3.1.2 Datenorientierte Kriterien

Daten liegen in bestimmter Art, Menge und Qualität vor, was Auswirkungen auf die Auswahl der Methoden hat.<sup>726</sup> Spezifische Methoden verlangen die Transformation der Daten in spezielle Darstellungsformen, was mit zusätzlichen Aufwänden verbunden ist. Die Menge der Daten kann die Laufzeit bestimmter Methoden so erhöhen, dass es zu Kollisionen mit anwenderspezifischen Kriterien kommt (z.B. akzeptable Antwortzeiten bei Interaktionen). Es ist auch zu berücksichtigen, dass verschiedene Methoden unterschiedlich auf bestimmte Mängel der Datenqualität reagieren.<sup>727</sup>

### 3.2.3.1.3 Methodenorientierte Kriterien

Ziel des Einsatzes einer Data-Mining-Methode ist die Ableitung genereller Gesetzmäßigkeiten des zugrunde liegenden Datengenerierungsprozesses aus spezifischen Einzelfällen.<sup>728</sup>

Die Generalisierungsfähigkeit einer Data-Mining-Methode beschreibt dabei, wie gut die Ergebnisse des erzeugten Data-Mining-Modells mit bisher unbekannten Daten (Fälle, die nicht in den Trainingsdaten enthalten waren) sind.<sup>729</sup>

Die Genauigkeit einer Beschreibung oder einer Prognose lässt sich nur im Nachhinein prüfen. Mit höherer Anzahl der Modellparameter eines Data-Mining-Modells kann eine bessere Genauigkeit erreicht werden. Allerdings kann es mit dadurch zunehmender Komplexität des Modells zur Abbildung von ungewollten, für den vorliegenden Datensatz spezifischen Eigenschaften (Noise) kommen (Overfitting), wodurch sich die Generalisierungsfähigkeit verschlechtern kann. Ist wiederum die Komplexität eines Modells für ein Problem zu gering, sinkt die Prognosegenauigkeit (Underfitting).<sup>730</sup> Bei gleicher Prognose-Genauigkeit sind demzufolge einfachere Modelle vorzuziehen.<sup>731</sup>

Die Abwägung und Steuerung von Prognosegenauigkeit gegenüber Generalisierungsfähigkeit wird auch als Regularisierung<sup>732</sup> bezeichnet.<sup>733</sup>

---

<sup>724</sup> Siehe Abschnitt 2.5.2.1

<sup>725</sup> Vgl. (Hippner, et al., 2001 S. 73ff).

<sup>726</sup> (Berry, et al., 1997 S. 5)

<sup>727</sup> (Knobloch, 2000 S. 25)

<sup>728</sup> (Elder IV, et al., 1996 S. 96)

<sup>729</sup> (Alpaydin, 2010 S. 24)

<sup>730</sup> Vgl. (Alpaydin, 2010 S. 39).

<sup>731</sup> (Hippner, et al., 2001 S. 98)

<sup>732</sup> Definiert bei (Rosset, 2003 S. 1) als „any part of model building which takes into account – implicitly or explicitly – the finiteness and imperfection of the data and the limited information in it, which we can term ‚variance‘ in an abstract sense.“ (Seni, et al., 2010 S. 25).

<sup>733</sup> (Elder IV, et al., 1996 S. 105)

---

Es gibt nach (Seni, et al., 2010 S. 25ff) drei grundsätzliche Ansätze<sup>734</sup>:

1. explizit durch Beschränkungen der Modellkomplexität (Nutzung von Straftermen, die eine Funktion der Komplexität sind, z.B. bei Cost-Complexity-Pruning oder Shrinkage-Based-Regression)
2. implizit durch inkrementellen Aufbau des Modells (z.B. im Forward-Stagewise-Linear-Regression-Verfahren)
3. implizit durch die Wahl robuster Loss-Funktionen zur Minimierung der Wirkung von Outliers (z.B. Huber-Loss-Function)<sup>735</sup>

Die bei den Ergebnissen der Methoden vorhandene Unsicherheit muss über geeignete Signifikanzmaße quantifizierbar sein, um eine korrekte Bewertung zu erlauben.<sup>736</sup> Setzen Methoden spezifische Annahmen voraus, so müssen diese im Anwendungsfall erfüllt sein.<sup>737</sup>

Die konkreten Anforderungen an die teilweise konkurrierenden Kriterien können je nach Analyseziel stark variieren.<sup>738</sup> Zur Feststellung, welche Methode die spezifizierten Anforderungen erfüllt, ist in der Regel ein iteratives Vorgehen erforderlich. Der geeignete Ansatz ist somit im Verlauf der Untersuchung zu ermitteln<sup>739</sup>.

Wegen der unterschiedlichen Eignung verschiedener Data-Mining-Methoden für verschiedene analytische Teilziele des Data-Mining-Prozesses und Unschärfen bei der Bewertung verschiedener Data-Mining-Methoden finden im Data-Mining-Prozess oft mehrere Methoden parallel oder sequentiell Anwendung.<sup>740</sup>

### 3.2.3.2 Methodenauswahl

Für Personalisierungsansätze ist grundsätzlich Wissen zu allen Problemtypen (siehe Abbildung 42) von Interesse.

Die unterschiedlichen Data-Mining-Methoden verfügen neben Vorteilen in ihren Anwendungsbereichen auch über spezifische Nachteile<sup>741</sup>:

So werden dynamische Entscheidungsnetzwerke bezüglich praktischer Planungsprozesse sehr schnell sehr komplex, Kalman Filter sind auf Domänen mit bestimmten Eigenschaften begrenzt, Dempster-Shafer-Modelle benötigen umfangreiche Entscheidungsregeln, die Ergebnisse von KNN sind schwer zu interpretieren, Regressionsmodelle eignen sich nur in Ausnahmefällen für nichtlineare Probleme, bei Fuzzy-Logik führen Regelloptimierungen oft zu unvorhersehbaren Effekten.

<sup>734</sup> Für weiterführende Informationen siehe ebenda.

<sup>735</sup> Vgl. (Huber, 1964 S. 73ff).

<sup>736</sup> (Knobloch, 2000 S. 25; Fayyad, et al., 1996 S. 49f)

<sup>737</sup> (Knobloch, 2000 S. 25)

<sup>738</sup> (Dhar, et al., 1997 S. 12-14)

<sup>739</sup> (Knobloch, 2000 S. 24)

<sup>740</sup> (Hippner, et al., 2001 S. 103)

<sup>741</sup> Diese werden für eine Auswahl der Verfahren z.B. in (Schwaiger, 2006 S. 25) betrachtet, ein Vergleich Bayes'scher Netze, auf der Dempster-Shafer-Theorie bzw. Fuzzy-Logik basierender Ansätze und darauf aufbauender benutzeradaptiver Systeme erfolgt z.B. bei (Jameson, 1996).

Aufgrund der besonderen Struktur der vorliegenden Daten und dem geringen A-Priori-Wissen über daraus resultierende Besonderheiten müssen Methoden angewandt werden, die eine Entdeckung von Wissen unter diesen Umständen ermöglichen.

So kann ad hoc keine Klassifikation erfolgen, wenn Informationen zu einer Klassenzugehörigkeit nicht in den Daten enthalten sind. Mögliche Klassen müssen dann erst aus den Daten gelernt werden.

Da es anfangs noch kein Modell eines normalen Verhaltens und somit keine Informationen zu Soll-Werten gibt, kann keine Abweichungsanalyse durchgeführt werden. Abweichungsanalysen sind deshalb eher Ergänzungen und keine eigenständigen Verfahren.<sup>742</sup>

Der Schwerpunkt des Data Minings liegt daher bei der Beschreibung interessanter Strukturen in den Daten (Description), der Aufdeckung von Zusammenhängen (Assoziation), der Segmentation (Clustering), der Klassifikation und der Prognose, um die gefundenen Zusammenhänge dann für Empfehlungen zu nutzen.

In den folgenden Abschnitten werden diese Methoden entsprechend der Kriterien in Tabelle 29 bewertet und die danach ausgewählten Verfahren näher erläutert.

Zu Beginn eines Data-Mining-Projektes empfiehlt sich stets eine grundlegende *statistische Analyse* im Rahmen der Deskription zur Exploration<sup>743</sup> und grundsätzlichen Beschreibung wesentlicher Eigenschaften des Datenbestandes, um auf dieser Basis geeignete Teildaten extrahieren und weitere Methoden nutzen zu können.<sup>744</sup>

Es handelt sich um eine sehr flexible Methode. In verschiedenen Phasen des Data Minings finden zahlreiche Teilbereiche der Statistik<sup>745</sup> Anwendung: Deskriptive Statistik für die Datenaufbereitung, explorative Statistik zur Suche nach Strukturen und Besonderheiten in den Daten sowie induktive Statistik zur Ableitung allgemeiner Schlussfolgerungen mit Wahrscheinlichkeitsrechnung. Zur Charakterisierung der Daten werden Mittelwerte, Mediane, Standardabweichungen und Korrelationen ermittelt.

Es gibt zahlreiche etablierte Werkzeuge zur Unterstützung,<sup>746</sup> die Struktur der Daten (in Form von Transaktionen) erlaubt einen Einsatz ohne großen Transformationsaufwand. Viele Auswertungen können autonom berechnet werden, da die Interaktivität sich oft auf die Vorgabe von Parametern beschränkt.

Die Verständlichkeit bleibt hinter interaktiveren Verfahren zurück: Die Ergebnisse statistischer Verfahren lassen oft nicht sofort erkennen, ob sie durch wirkliche Strukturen oder Datenqualitätsmängel entstanden sind. Andererseits lässt sich bei ihnen die Unsicherheitsbehaftung der Ergebnisse verfahrensbedingt sehr leicht quantifizieren.

---

<sup>742</sup> (Küsters, 2001 S. 135)

<sup>743</sup> Vgl. (Tukey, 1977).

<sup>744</sup> (Küsters, 2001 S. 137)

<sup>745</sup> Vgl. (Teschl, et al., 2007 S. 201).

<sup>746</sup> Siehe auch Abschnitt 3.2.5.3.

„Die grafische *Visualisierungsanalyse*<sup>747</sup> ...liefert wahrscheinlich die besten Möglichkeiten zur Suche nach verborgenen Strukturen in einem Datensatz“ (Nagel, et al., 1996). Mit Histogrammen, Box- sowie Box-und-Whisker-Plots, nichtparametrischen Schätzern der Verteilungsfunktionen (Kernschätzer), Punktwolken, Coplots, Brush-and-Spin-Graphs und anderen stehen heute vielfältige Möglichkeiten und zahlreiche Werkzeuge zur grafischen Aufbereitung von Daten zur Verfügung.<sup>748</sup>

Ein Einsatz auf den gegebenen Daten kann in vielen Fällen ohne weitere Transformation erfolgen. Visuelle Verfahren sind robust, da ihre Verständlichkeit hoch ist und eine einfache Kontrolle durch Domain-Experten erfolgen kann. Visualisierungsanalyse ist ein rein deskriptives Verfahren, eine Generalisierung kann die Methode deshalb nicht leisten.<sup>749</sup>

Die Abbildung von Unsicherheiten ist stark abhängig von der konkreten Visualisierung.<sup>750</sup>

In der Praxis gibt es häufig einen überlappenden Einsatz, indem Visualisierungstechniken zur verständlichen Darstellung von Ergebnissen der Statistik bzw. von OLAP eingesetzt werden.<sup>751</sup>

*Online Analytical Processing (OLAP)*<sup>752</sup> stellt eine Möglichkeit zur Entdeckung von Wissen in Data Warehouses dar. OLAP wird durch zahlreiche Werkzeuge unterstützt (vgl. Abschnitt 3.2.5.5). Die Anforderungen an eine Transformation hängen von der gewählten Architektur ab.<sup>753</sup>

In vielen Fällen ist eine Verarbeitung im Echtzeitbereich gewünscht<sup>754</sup>, um eine hohe Interaktivität zu gewährleisten. Dadurch können die Autonomie der Verarbeitung und/oder die verarbeitbare Datenmenge Prinzip bedingt eingeschränkt sein. Durch die hohe Interaktivität und die Kombination mit Visualisierungstechniken lässt sich eine große Robustheit erreichen.

Die Modellierung von Unsicherheiten steht nicht im Vordergrund, dafür kann mit OLAP in vielen Phasen des Data Minings eine schnelle Gegenprüfung der Ergebnisse anderer Methoden erfolgen. OLAP ist ein rein deskriptives Verfahren ohne Fähigkeit zur Generalisierung.

*Bayes'sche Netze*<sup>755</sup> eignen sich sehr gut zur Beschreibung von Abhängigkeiten zwischen Merkmalen:

---

<sup>747</sup> Auch: grafische Datenanalyse.

<sup>748</sup> (Küsters, 2001 S. 137; Cleveland, 1993; Scheed, 2000)

<sup>749</sup> Vgl. (Keim, 2002 S. 30ff), (Schäfer, 2010), (Wietek, 2000 S. 13ff).

<sup>750</sup> Vgl. z.B. (Schnell, 1994 S. 273).

<sup>751</sup> Vgl. (Schnell, 1994 S. 3), (Wietek, 2000 S. 13ff).

<sup>752</sup> Siehe Abschnitt 3.2.4.3.

<sup>753</sup> Siehe Abschnitt 3.2.4.5.

<sup>754</sup> Vgl. (Kemper, et al., 2011 S. 668f).

<sup>755</sup> Siehe Abschnitt 3.2.4.1.

Bayes'sche Netze basieren auf bedingten Wahrscheinlichkeiten nach dem Satz von Bayes und können nahezu beliebige Abhängigkeiten und Unabhängigkeiten zwischen Zufallsvariablen modellieren (siehe Abschnitt 3.2.4.1).<sup>756</sup>

Aufgrund ihrer Einsetzbarkeit zur Prognose und Diagnose sowie zur Mustererkennung und Klassifikation und ihrer nachvollziehbaren grafische Repräsentation als Graph stellen Bayes'sche Netze ein sehr flexibles, verständliches Werkzeug zur Wissensentdeckung dar. Für den Einsatz in E-Commerce-Systemen in Unternehmen sind Eigenschaften wie Flexibilität, Berechnungsgeschwindigkeit, Verständlichkeit, Robustheit und Wartbarkeit von besonderer Bedeutung.

Bayes'sche Netze werden sehr gut durch Werkzeuge unterstützt<sup>757</sup>, die Anforderungen an eine Transformation sind implementationsabhängig.

In der Regel kann das Konsumentenverhalten nur unvollständig beobachtet werden. Die daraus resultierende Unsicherheit kann mit Bayes'schen Netzen sehr transparent in Verhaltensnetzen repräsentiert werden.<sup>758</sup>

Bei einigen anderen Kriterien bestimmt der Grad der Interaktivität der jeweiligen Implementierung die Unterschiede:

Beim eher interaktivem Umgang mit den Werkzeugen für Bayes'sche Netze bleibt Prinzip bedingt die Autonomie der Verarbeitung und damit die verarbeitbare Datenmenge hinter den anderen Methoden zurück, da mindestens teilweise eine Verarbeitung im Echtzeitbereich erforderlich ist.

Als *Korrelationsanalyse*<sup>759</sup> wird nach dem Gabler Wirtschaftslexikon<sup>760</sup> in der deskriptiven Statistik und Inferenzstatistik die Untersuchung der Stärke des Zusammenhangs von zwei quantitativen Merkmalen (Korrelation) bezeichnet. Zur Korrelationsanalyse gehören bes. die Berechnung von Korrelationskoeffizienten, die Punktschätzung und Intervallschätzung dieser Koeffizienten und statistische Testverfahren zur Prüfung von Werten dieser Koeffizienten. Dabei hat der Fall der Prüfung der Hypothese, ein bestimmter Korrelationskoeffizient sei 0 (Prüfung der Existenz von Korrelation), eine besondere Bedeutung.

Bei bivarianten *Regressionsanalysen* untersucht man die Art des Zusammenhangs zwischen zwei Größen, indem eine (Ziel-)Größe als abhängig von der anderen (Einflussgröße) betrachtet wird. Die multivariante Regressionsanalyse berücksichtigt mehrere Einflussgrößen. Wird für die Darstellung des Zusammenhangs eine lineare Funktion verwendet, spricht man von linearer Regression, bei nichtlinearen Funktionen (z.B. Parabel, Polynomfunktionen höheren Grades, Exponential- oder Logarithmusfunktionen), handelt es sich um nichtlineare Regression. Die Funktion wird üblicherweise aus der Forderung bestimmt, dass die mittlere quadratische Abweichung

---

<sup>756</sup> (Pearl, 1988 S. 1ff) Einführungen in Bayes'sche Netze bieten z.B. (Neapolitan, 1990), (Jensen, 1996), (Castillo, et al., 1997) oder (Jensen, 2001).

<sup>757</sup> Vgl. Abschnitt 3.2.5.6.

<sup>758</sup> (Schwaiger, 2006 S. 15)

<sup>759</sup> Siehe Abschnitt 3.2.4.4.

<sup>760</sup> (Schmidt, et al.)

---

der Messwerte von den Funktionswerten minimal wird (Gauß'sche Methode der kleinsten Quadrate).<sup>761</sup>

Die *Varianzanalyse* (auch: ANOVA, analysis of variance bzw. MANOVA im multivarianten Fall) kann als Verallgemeinerung der Regressionsanalyse gesehen werden. Dabei entfällt Einschränkung auf eine bestimmte funktionale Form des Zusammenhangs zwischen den Einflussgrößen und der bzw. den Zielgröße(n) und es werden mögliche Interaktionseffekte zwischen den Einflussvariablen berücksichtigt. Damit ist sie sehr gut geeignet, experimentell erzeugte Daten zu analysieren.<sup>762</sup>

Die *Korrelationsanalyse* und die Regressionsanalyse werden von vielen Statistik-Softwarepaketen unterstützt.<sup>763</sup> Es handelt sich um sehr gut etablierte Verfahren mit hoher Verständlichkeit. Die verarbeitbare Datenmenge hängt vom konkreten gewählten Verfahren und der Funktionsklasse ab, stellt heute aber in der Regel kein Problem dar. Es gibt umfangreiche Literatur in der Statistik zur Bewertung und Darstellung von Unsicherheiten (Fehler, Signifikanz,...), zur Steuerung der Modellauswahl hinsichtlich einer guten Generalisierung/Regularisierung und zur Sicherstellung der Robustheit (z.B. gegenüber Ausreißern, Multi-Kollinearität<sup>764</sup>,...).<sup>765</sup> Die Anwendbarkeit der Analyseverfahren hängt vom Charakter der Daten ab (Skalierung, Menge, Verteilung). Die Transformationsanforderungen sind dann eher gering und die Berechnung erfolgt nach der Parametrisierung in der Regel ohne weitere Interaktionen.

Das Ziel eines *Clusterverfahrens* ist es, Datenobjekte so Klassen zuzuordnen, dass Datenobjekte einer Klasse möglichst gleichartige Merkmalsausprägungen besitzen, während sie im Vergleich zu Datenobjekten anderer Klassen eine größere Unähnlichkeit aufweisen. Dabei sind die Klassenzuordnungen zu Beginn unbekannt (uninformiertes Verfahren).<sup>766</sup>

Sind die Klassenzuordnungen von Datenobjekten vorab bekannt, handelt es sich um ein Klassifikationsverfahren. Die Klassenzugehörigkeit ist dabei ein qualitatives Merkmal; bei quantitativen Klassenattributen spricht man nicht mehr von Klassifikation, sondern von Regression.<sup>767</sup>

Im Handel beziehen sich viele Strategien und Maßnahmen auf Zielgruppen mit bestimmten ausgewählten (Verhaltens-) Merkmalen. Es ist deshalb von hohem Interesse, ob sich die Kunden anhand der Verhaltensdaten in Gruppen gliedern lassen, und welche Gruppen dies sind. Es gibt eine Vielzahl verschiedener Verfahren zur Entdeckung von Gruppen gleichartiger Kunden in Form von Varianten der *Kundenklassifikation* und des *Kunden-Clusterings*.<sup>768</sup>

---

<sup>761</sup> (Teschl, et al., 2007 S. 213f)

<sup>762</sup> (Kappelhoff S. 2)

<sup>763</sup> Vgl. z.B. (Schendera, 2008; Teschl, et al., 2007 S. 219f), siehe auch Abschnitt 3.2.5.3.

<sup>764</sup> Verwendete Variablen sind als lineare Kombination anderer Variablen darstellbar.

<sup>765</sup> Vgl. z.B. (Urban, et al., 2011 S. 115ff).

<sup>766</sup> (Küsters, 2001 S. 112)

<sup>767</sup> (Pretzer, 2003 S. 21)

<sup>768</sup> (Schwaiger, 2006 S. 113)

---

Da zu Beginn kaum Kundenklassen vorlagen, sollen vorwiegend Clusteringverfahren eingesetzt werden, da diese als uniformiertes Verfahren keine Klasseninformationen voraussetzen.

Für die Clusteranalyse stehen zahlreiche Werkzeuge zur Verfügung.<sup>769</sup> Bis auf die Vorgabe von Parametern (z.B. der Anzahl der zu bildenden Cluster) laufen Clustering-Verfahren in der Regel autonom ab. Es ist allerdings schwer, die Leistung von Clustering-Verfahren anhand einer Kenngröße (oder Kostenfunktion) (automatisch) zu beurteilen.<sup>770</sup>

Unter anderem deshalb gibt es Bestrebungen, den Anwender in den Wissensentdeckungsprozess stärker einzubeziehen, um die Ergebnisse zu verbessern.<sup>771</sup>

Die Robustheit hängt stark vom gewählten Verfahren ab, viele Cluster-Verfahren sind z.B. anfällig gegen Ausreißer.<sup>772</sup>

Clustering-Verfahren sind oft relativ speziell auf einen Anwendungskontext abgestimmt, was ihre Flexibilität einschränkt.<sup>773</sup> Die übrigen Kriterien (Generalisierung, Anforderungen an die Transformation, verarbeitbare Datenmenge, Unsicherheit) hängen ebenfalls stark vom konkret eingesetzten Verfahren im Anwendungskontext ab.

Bei der *Regression* geht es um die annähernde Beschreibung von Sachverhalten, bei der *Diskriminanzanalyse* geht es im Gegensatz dazu um die annähernde Beschreibung von Grenzen zwischen Sachverhalten:

Das Gabler Wirtschaftslexikon<sup>774</sup> definiert die *Diskriminanzanalyse* als einen Komplex von Methoden in der multivariaten Statistik zur Einteilung (Klassifikation) vorliegender Einheiten (Personen; Gegenstände) in zwei oder mehrere (Teil-)Gesamtheiten nach Maßgabe der Werte mehrerer metrischer Merkmale. Die Trennung der Einheiten erfolgt dabei mithilfe einer sog. Diskriminanzfunktion, in die die beobachteten Merkmalswerte eingehen.<sup>775</sup> Die Diskriminanzanalyse ist ein Klassifikationsverfahren, sie setzt die Bekanntheit der Gruppenzugehörigkeit voraus und untersucht, ob sich die Gruppen signifikant trennen lassen und wie groß der Anteil einzelner Merkmale an der Gruppentrennung ist. Sie kann auch eingesetzt werden, um die Gruppenzugehörigkeit neuer Einheiten zu prognostizieren.<sup>776</sup>

---

<sup>769</sup> Siehe Abschnitt 3.2.5.4.

<sup>770</sup> (Pretzer, 2003 S. 21)

<sup>771</sup> (Hinneburg S. 1)

<sup>772</sup> Siehe Abschnitt 3.2.4.2.

<sup>773</sup> (Hinneburg S. 1)

<sup>774</sup> (Gabler Verlag)

<sup>775</sup> Siehe auch Abschnitt 3.2.4.3.

<sup>776</sup> (Decker, et al., 2010 S. 496f)

---



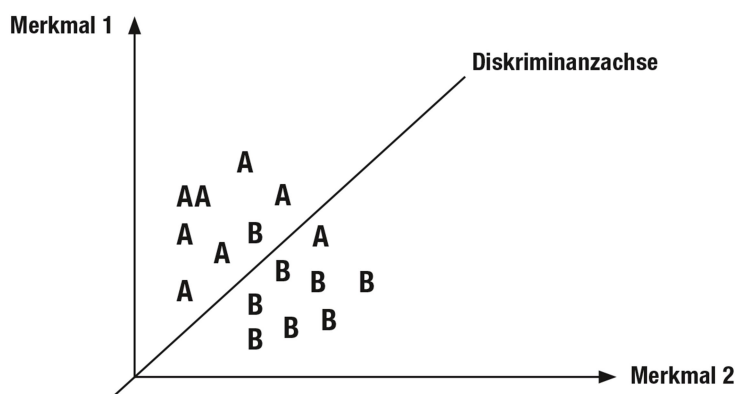


Abbildung 50: grafische Darstellung Gruppenseparation (Decker, et al., 2010 S. 499)

Regressions- und diskriminanzanalytische Modelle können für prognostische<sup>777</sup> Zwecke eingesetzt werden,<sup>778</sup> indem das Modell durch Schätzung seiner Funktion und Parameter kalibriert wird und anschließend durch Einsetzen konkreter Merkmale eines Prognosefalles eine Prognose<sup>779</sup> des unbekannten, abhängigen Merkmals berechnet wird.<sup>780</sup> An anderen Stellen, z.B. (Stahmer, 2006 S. 37), werden diese auf Querschnittsdaten beruhenden Aussagen nicht als Prognose klassifiziert, weil sie kausal sind und nicht auf Zeitreihendaten beruhen.

Die in Abschnitt 3.2.4.3 aufgeführten erweiterten Verfahren sind in der Regel deutlich komplexer als die lineare Diskriminanzanalyse (z.B.  $O(d^2)$  statt  $O(d)$ , wenn quadratische Diskriminanzanalyse eingesetzt wird) und verlangen größere Trainingsätze.<sup>781</sup>

In der linearen Form ist die Diskriminanzanalyse aufgrund ihrer geringen Komplexität  $O(d)$  (mit  $d$ =Anzahl Merkmale) schnell, einfach umzusetzen (z.B. keine Verteilungen erforderlich) und leicht zu interpretieren: Das Ergebnis ist die gewichtete Summe der Merkmalsvariablen, wobei die Größe des Gewichts die Bedeutung der Variable für die Unterscheidung reflektiert und das Vorzeichen, ob der Effekt positiv oder negativ ist. Eine grafische Darstellung zeigt Abbildung 50. In vielen Fällen werden damit gute Ergebnisse erzielt, weshalb empfohlen wird damit zu beginnen, bevor komplexere Verfahren eingesetzt werden.<sup>782</sup>

Für die lineare Diskrimination (auch als traditionelle oder kanonische Diskriminanzanalyse bezeichnet) werden einige Grundannahmen getroffen, z.B. multivariante

<sup>777</sup> Prognoseverfahren liefern Aussagen über zukünftige Ereignisse basierend auf historischen Beobachtungen, Erfahrungen und theoretischen Erkenntnissen. Grundsätzlich können Prognoseverfahren in Entwicklungsprognosen und Wirkungsprognosen (Siehe auch S. 102) untergliedert werden: Entwicklungsprognoseverfahren „verlängern“ Zeitreihen in die Zukunft, ohne dass die zu prognostizierende Variable beeinflusst werden kann, Wirkungsprognosen dienen zur Vorhersage der Auswirkungen getroffener bzw. geplanter Entscheidungen und Maßnahmen. (Schwaiger, 2006 S. 239ff)

<sup>778</sup> (Granger, 1989)

<sup>779</sup> Zum Prognosebegriff vgl. auch (Hüttner, 1986 S. 1ff), (Stahmer, 2006 S. 37ff).

<sup>780</sup> (Küsters, 2001 S. 143)

<sup>781</sup> (Alpaydin, 2010 S. 211)

<sup>782</sup> (Alpaydin, 2010 S. 210ff)

Normalverteilung der unabhängigen Variablen und Aufteilbarkeit der Grundgesamtheit in mindestens zwei disjunkte Gruppen, die jeweils aus mindestens zwei Objekten bestehen.<sup>783</sup> Zahlreiche empirische Studien zeigen, dass die Diskriminanzanalyse gegenüber gewissen Abweichungen bei den Grundannahmen relativ robust ist.<sup>784</sup>

Diskriminanzanalysen werden schon seit längerem von den großen Statistik-Softwarelösungen gut unterstützt, siehe auch Abschnitt 3.2.5.4.

Die Methode ist speziell zur Klassifikation geeignet und nicht flexibel hinsichtlich anderer Problemtypen. Sie kann autonom ablaufen.

Die lineare Diskriminanzanalyse kann nur lineare Diskriminanzfunktionen erzeugen, was in vielen Fällen underfitting erwarten lässt. Insbesondere bei kleinen Stichproben ist das jedoch nicht unbedingt ein Nachteil, so dass in diesen Fällen die Approximations-genauigkeit und Generalisierungsfähigkeit gegenüber nichtlinearen Ansätzen gleich-wertig oder besser sein kann.<sup>785</sup>

Komplexere Diskriminations- und Regressionsmodelle gehen mit nicht unerheblicher Komplexität hinsichtlich Laufzeit und Verfahren einher. Aus diesen Gründen sollte initial lineare Diskriminanzanalyse eingesetzt werden.

Ein weiteres einfaches Klassifikationsverfahren ist das Verfahren der *nächsten Nachbarn* bzw. *k-nächsten Nachbarn*. Diese sind ebenfalls verteilungsfrei. Dabei werden die zu klassifizierenden Datenobjekte der Klasse zugeordnet, die das Datenobjekt enthält, dessen Merkmalsvektor am nächsten (bezüglich eines festgelegten Distanzmaßes, z.B. euklidische Metrik) am Merkmalsvektor des neu zu klassifizierenden Objektes liegen. Bei der Erweiterung zum *k-nächsten Nachbarn*-Verfahren wird nicht nur das eine nächste Datenobjekt betrachtet, sondern *k* nächste Datenobjekte. Das zu klassifizierende Objekt wird dann der Klasse zugeordnet, aus der die meisten nächsten Datenobjekte stammen.<sup>786</sup> Es gibt zahlreiche Varianten und Anpassungen an besondere Anforderungen, z.B. Condensed Nearest Neighbor zur Verringerung der Speicherplatzanforderungen.<sup>787</sup>

Das Verfahren ist autonom durchführbar. Die Einfachheit des Vorgehens und die Ausgabe konkreter Klassen als Ergebnis machen es gut interpretierbar. Die Anforderungen an eine Transformation können je nach gewählter konkreter Variante höher sein. Die Laufzeit hängt (wie bei nicht-parametrischen Verfahren generell) von der Trainingsmenge ab und kann je nach Variante sehr hoch sein.<sup>788</sup> Unsicherheit wird im Verfahren nicht reflektiert.

Es ist suboptimal dahingehend, dass der Klassifikationsfehler auch bei unendlich vielen Trainingsdaten über dem Fehler eines Bayes-Klassifikators liegt. Die Fehlerrate ist aber höchstens doppelt so hoch.<sup>789</sup>

---

<sup>783</sup> Vgl. (Decker, et al., 2010 S. 499; Klecka, 1980 S. 11).

<sup>784</sup> (Decker, et al., 2010 S. 520f)

<sup>785</sup> (Decker, et al., 2010 S. 499; Fahrmeir, et al., 1996 S. 425)

<sup>786</sup> Vgl. (Fahrmeir, et al., 1996 S. 418ff).

<sup>787</sup> (Alpaydin, 2010 S. 173f; Dasarathy, 1991)

<sup>788</sup> Vgl. (Alpaydin, 2010 S. 172; Fahrmeir, et al., 1996 S. 420).

<sup>789</sup> (Duda, et al., 2001 S. 182)

Alle bisher aufgeführten Verfahren basieren auf Querschnittsdaten (Daten zu einem bestimmten Zeitpunkt oder Zeitraum). Wenn es um die Untersuchung zeitlicher Entwicklungen geht, müssen Längsschnittdaten (Daten wiederholt zu verschiedenen Zeitpunkten oder über einen Zeitraum kontinuierlich erhoben) analysiert werden.

Vorhersagen über die zukünftige Entwicklung bzw. über die Wirkung bestimmter Maßnahmen aus historischen Daten zu ermitteln, ist das Ziel der *Zeitreihenanalyse*. Ihr liegt die Annahme zugrunde, dass die bei der Analyse entdeckten Gesetzmäßigkeiten in der Zukunft weiter gültig sind (Zeitstabilitätshypothese).<sup>790</sup>

Als Zeitreihe bezeichnet man eine zeitlich geordnete Folge von Beobachtungen einer Größe.<sup>791</sup>

Die wesentlichen Aufgaben der Zeitreihenanalyse sind Beschreibung, Modellierung, Bereinigung von Trends, saisonalen Komponenten und Zyklen sowie Glättung, Filterung und Prognose.<sup>792</sup>

Es existieren verschiedene modellbasierte Methoden zur Zeitreihenanalyse: Äußere Verfahren ziehen dabei zusätzliche Variablen zur Erklärung des Verhaltens heran, während innere eine Zeitreihe allein auf Basis der Zeit oder früherer Werte der gleichen Zeitreihe erklären. Innere Methoden sind die klassischen Komponentenmodelle, Fourier-Analyse-Methoden (harmonische Analyse, Spektralanalyse) sowie Methoden auf Basis stochastischer Prozesse (z.B. Box-Jenkins)<sup>793</sup>.

Es sind zahlreiche Fragestellungen denkbar, die eine Zeitreihenanalyse interessant erscheinen lassen, z.B.: Sind zeitliche wiederkehrende Veränderungen im Einkaufsverhalten (über die zu erwartende (Jahres-)Saisonalität hinaus) vorhanden? Gibt es Trends hinsichtlich der Warenkorbgröße?

Bei der Verständlichkeit unterscheiden sich die drei aufgeführten Methoden sehr: Das Verständnis für das klassische Komponenten-Modell ist in der betrieblichen Praxis weit verbreitet, während Fourier-Analyse-basierte Methoden größere Schwierigkeiten bei der Erklärung der Ergebnisentstehung bereiten. Das Periodogramm (Fourier-Analyse) wird aufgrund der zahlreichen möglichen (Fehl-)Interpretationen (z.B. aufgrund von Leakage, Aliasing und Oberschwingungen)<sup>794</sup> sogar als die Statistik bezeichnet, die in der Geschichte der Wissenschaften den größten Schaden angerichtet hat (J.W. Tukey zugeschrieben).<sup>795</sup>

Die Modellierung von Unsicherheit ist bei den stochastischen Methoden ansatzimmanent, während im klassischen Modell angenommen wird, dass die Komponenten als deterministische Funktionen der Zeit dargestellt werden können, die nicht von zufälligen Störungen beeinflusst werden (Der zufällige Einfluss wird der Restgröße zugewiesen).<sup>796</sup>

---

<sup>790</sup> (Stahmer, 2006 S. 37)

<sup>791</sup> (Schlittgen, et al., 2001 S. 1)

<sup>792</sup> (Hüftle, 2006)

<sup>793</sup> Vgl. (von der Lippe, 1993 S. 396f).

<sup>794</sup> Vgl. (Schlittgen, et al., 2001 S. 63ff).

<sup>795</sup> (Grieser, 1997 S. 15)

<sup>796</sup> (Kirchgässer, et al., 2006 S. 3ff)

Alle Methoden werden gut von Software-Werkzeugen unterstützt, z.B. von IDL<sup>797</sup> (Interactive Data Language) oder R<sup>798</sup>.

Die Flexibilität ist gering, es können „nur“ Zeitreihendaten analysiert werden (wobei die grundlegenden Verfahren der klassischen Zeitreihenanalyse, z.B. Regression, zum normalen Werkzeugumfang der statistischen Analyse gehören). Alle Methoden können autonom durchgeführt werden.

Das klassische Modell ist anfällig gegen eine Autokorrelation der Störterme.<sup>799</sup> Die stochastischen Verfahren sind empfindlich gegen eine falsch gewählte Modellordnung. So zeigt z.B. (Ries, 2003 S. 39ff) die entsprechenden under- und overfitting-Auswirkungen an einem Beispiel (beim klassischen Modell besteht diese Problematik nicht, da hier grundsätzlich vorausgesetzt wird, dass die Zeitreihe klassisch modellierbar ist). Einige stochastische Verfahren liefern erst bei größerer Datenmenge gute Ergebnisse.<sup>800</sup>

Fourier-basierte Verfahren sind anfällig gegen Ausreißer und können keine Sinusoiden auflösen, deren Frequenzen weniger als einen Zyklus pro Zeiteinheit auseinander liegen.<sup>801</sup>

Der Internet-Handel mit Endkunden unterliegt den aus dem Handel lange bekannten Saisonalitäten (Jahresendgeschäft, Sommerloch)<sup>802</sup>. Er weist dabei einen langfristigen deutlichen Wachstumstrend auf.<sup>803</sup> Es ist zu erwarten, dass sich die allgemeine Umsatzentwicklung gut mit dem klassischen Modell abbilden lässt. Um darüber hinaus gehende Zusammenhänge beim Käuferverhalten zu erkennen, müssen die Zeitreihen saison-und trendbereinigt sowie Ausreißer beseitigt werden. Es kann außerdem nicht vorausgesetzt werden, dass die gesuchten Zusammenhänge überhaupt mit dem klassischen Modell beschrieben werden können.

Die Beobachtungen der Shop-bezogenen Datenreihen werden durch das Nutzerverhalten ausgelöst, sie sind demzufolge nicht-äquidistant. Für Fourier-basierte Verfahren sind jedoch äquidistante Zeitreihen Voraussetzung. Demzufolge muss die Zeitreihe in eine äquidistante Form transformiert werden, z.B. durch Diskretisierung in entsprechende Intervalle (was, z.B. durch geringe Datenmengen oder ungünstige Verteilung, erschwert sein kann). Es können auch alternative Verfahren zur Bestimmung der Fourier-Koeffizienten eingesetzt werden, z.B. das Verfahren nach (Krug, 1992; Kohlmeier, 1996).<sup>804</sup>

Die Laufzeit hängt bei den stochastischen Methoden stark vom gewählten Verfahren ab.<sup>805</sup> Die Fourier-Transformation besitzt bei Anwendung der schnellen Variante FFT

---

<sup>797</sup> <http://www.exelisvis.com/ProductsServices/IDL.aspx>

<sup>798</sup> (Fokianos, et al.; Wilms, 2002; Schneider, et al., 2010)

<sup>799</sup> (Stocker, 2012 S. 10ff)

<sup>800</sup> (Ries, 2003 S. 45)

<sup>801</sup> (Ta-Hsin, 2010 S. 2133ff)

<sup>802</sup> Vgl. z.B. (Hauptvogel, et al., 2008 S. 18).

<sup>803</sup> Vgl. z.B. (BVH, 2013).

<sup>804</sup> (Hamberg, 1996 S. 18)

<sup>805</sup> (Ries, 2003 S. 39ff)

---

(Fast Fourier Transformation) eine Komplexität von  $n \log n$ , was sie auch für größere Datenmengen anwendbar macht. Beim klassischen Modell hängt die ebenfalls vom konkreten gewählten Verfahren ab – dabei kommen vielfach Verfahren der klassischen Statistik, z.B. zur linearen/nichtlinearen Regression,<sup>806</sup> zum Einsatz.

In Anbetracht der zu erwartenden Schwierigkeiten bei der Transformation und der Interpretation der Ergebnisse wird auf Fourier-basierte Methoden verzichtet.

Das klassische Komponentenmodell kann hingegen gut zur Beschreibung von grundlegenden Größen der Zeitreihe, z.B. Saisonalitäten beim jährlichen Gesamtumsatzverlauf verwendet werden, bei komplexeren Fragestellungen z.B. hinsichtlich einzelner Shops kann aber nicht vorausgesetzt werden, dass diese klassisch modellierbar sind. Deshalb wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit auch auf diese Form der Längsschnittanalyse verzichtet.

Eine Anwendung der Zeitreihenanalyse in Kombination mit einer Clusteranalyse auf den vorliegenden Daten wird in (Luhdo, et al., 2012) beschreiben.

*Intelligente Agenten* stehen für eine breite Gruppe von Softwareprogrammen, die sich in offenen und verteilten Umgebungen durch Eigenschaften wie Autonomie, Zielgerichtetheit und Lernfähigkeit auszeichnen, sich aber hinsichtlich Struktur und ihrer konkreten Aufgaben erheblich unterscheiden können.<sup>807</sup> Grundsätzliche Einsatzmöglichkeiten werden in (Klusch, 2000 S. 511ff) beschrieben, für ein Beispiel zur Simulation von Käuferverhalten siehe auch (Schwaiger, 2006 S. 5ff), zum Einsatz von intelligenten Agenten zur dynamischen Selektion und Extraktion von relevanten Informationen im Internet siehe auch (Sycara, 1998 S. 78-99).<sup>808</sup>

In der vorliegenden Fragestellung fehlt es an der Voraussetzung einer offenen und verteilten Umgebung, so dass der Einsatz von Agenten keine offensichtlichen Vorteile verspricht.

*Text Mining* dient in erster Linie der Aufbereitung von Texten zu strukturierten Daten für die weitere Verarbeitung. Dabei sind die Ansätze Feature Extraction und die Berechnung von Ähnlichkeitsmaßen zwischen Texten von besonderer Bedeutung.<sup>809</sup>

Da es sich bei den vorliegenden Transaktionsdaten um bereits gut strukturierte Daten handelt, kann auf Text-Mining als Methode verzichtet werden.

*Künstliche neuronale Netze (KNN)*, z.B. das Multi-Layer-Perceptron oder Self Organizing Maps, stellen keine eigenständige Methodologie dahin gehend dar, dass eine neue Klasse von Problemen damit gelöst wird. Neuronale Netze sind konzeptionell flexible Funktionsapproximatoren und können für verschiedene Bereiche des Data Minings, insbesondere zur Klassifikation und Regression, eingesetzt werden.<sup>810</sup>

---

<sup>806</sup> Vgl. (Schlittgen, et al., 2001 S. 12ff).

<sup>807</sup> (Küsters, 2001 S. 150f)

<sup>808</sup> (Küsters, 2001 S. 150ff)

<sup>809</sup> (Küsters, 2001 S. 148f)

<sup>810</sup> (Küsters, 2001 S. 146f; Schwaiger, 2006 S. 28f)

Ein wesentlicher Nachteil der KNN ist, dass ihre Ergebnisse schwer zu interpretieren sind. Die fehlende Nachvollziehbarkeit (Black-Box-Verhalten)<sup>811</sup> ist insbesondere ein Problem für die Überführung der erzielten Resultate in die betriebliche Praxis.

Beim Trainieren von KNN steht man außerdem oft vor dem Problem, dass lokale und globale Minima nicht unterschieden werden können und sehr lange Laufzeiten erforderlich sind, um die besten Lösungen zu finden. Bei vielen Lern- und Inferenz-Verfahren steigt die Laufzeit mit wachsender Anzahl Einflussfaktoren, Ausgabevariablen und Neuronen exponentiell an.<sup>812</sup>

Die *Assoziationsanalyse* ist ein Abhängigkeitsentdeckungsverfahren.<sup>813</sup> Ihr Ziel ist die Beschreibung von „interessanten“ Beziehungen zwischen gemeinsam auftretenden Dingen<sup>814</sup> in Form von Regeln.<sup>815</sup>

Die Regeln haben dabei die Form (Küsters, 2001 S. 147):

Wenn A und B, dann folgt mit Wahrscheinlichkeit  $\text{conf\%}$  die Aussage C. Die Confidence  $\text{conf\%}$  einer Regel gibt Auskunft über die Stärke des (nicht notwendigerweise kausalen) Zusammenhangs.<sup>816</sup>

Diese Assoziation gilt mit einer Wahrscheinlichkeit von  $\text{sup\%}$ , d.h. in  $\text{sup\%}$  aller Fälle weisen die Ereignisse A, B und C auf. Der Support  $\text{sup\%}$  wird oft als Maß dafür verwendet, wie wichtig bzw. interessant die Regel ist.<sup>817</sup>

Diese maßgeblich von (Agrawal, et al., 1993 S. 207ff) entwickelten Assoziationsmethoden werden oft für die Warenkorbanalyse verwendet.<sup>818</sup> Ein klassisches Beispiel ist die Bier-Windeln-Regel, entdeckt in einem amerikanischen Supermarkt: „Wer Bier kauft, kauft mit Wahrscheinlichkeit  $x\%$  auch Windeln“.<sup>819</sup>

Einen Überblick zu den zur Berechnung der Assoziationsregeln verwendeten Algorithmen, z.B. Apriori oder AprioriTid, liefert (Hettich, et al., 2000 S. 462ff).

Abhängigkeitsanalysen mit zwei Variablen werden mit dem Attribut bivariant, mit mehr als zwei Variablen mit ‚multivariat‘ gekennzeichnet.<sup>820</sup>

Grundsätzlich passt die Assoziationsanalyse gut zu Handels-(Transaktions-) Daten und somit zum E-Commerce, das zeigt der etablierte Einsatz zur Warenkorb-Analyse.<sup>821</sup> Die Verständlichkeit der Regeln erleichtert die Überführung in die betriebliche Praxis.

Nachteilig wirken sich zum einen die hohen Anforderungen der Verfahren an Rechenleistung und Speicherkapazität, die durch die kombinatorische Explosion des

<sup>811</sup> Vgl. (Schwaiger, 2006 S. 29).

<sup>812</sup> (Stahmer, 2006 S. 115)

<sup>813</sup> (Stahmer, 2006 S. 32)

<sup>814</sup> Vgl. (Bollinger, 1996 S. 257).

<sup>815</sup> (Hettich, et al., 2000 S. 459f)

<sup>816</sup> Vgl. (Hettich, et al., 2000 S. 460).

<sup>817</sup> (Kumar, 2006 S. 330)

<sup>818</sup> (Küsters, 2001 S. 147f; Michels, 2000 S. 933)

<sup>819</sup> Vgl. (Bollinger, 1996 S. 257).

<sup>820</sup> (Stahmer, 2006 S. 32)

<sup>821</sup> Vgl. (Han, et al., 2011 S. 244ff).

Lösungsraums verursacht werden, aus. Zum anderen ist die sehr große Ergebnismenge ein Problem, da es noch an effektiven Filtern fehlt, um die interessanten Regeln darin zu identifizieren.<sup>822</sup>

Ein weiterer Nachteil regelbasierter Systeme ist, dass ursprünglich kontinuierliche Werte in den Regeln „scharf“ diskretisiert werden müssen, was oft schwierig ist (Eine mögliche Lösung dafür kann mit z.B. mit Fuzzy Sets erfolgen, dabei geht aber viel von der einfachen Verständlichkeit verloren)<sup>823</sup>.

*Evolutionäre Algorithmen* stellen eine Klasse allgemein anwendbarer stochastischer Optimierungsverfahren dar. Sie werden oft im Zusammenhang mit Data Mining genannt, da sich eine Reihe komplexer Optimierungsprobleme, wie sie z.B. bei hochdimensionalen nichtlinearen Schätzproblemen im Rahmen der Cluster-, Diskriminanz- und Zeitreihenanalyse auftreten, und die nicht mehr ohne Probleme mit konventionellen Optimierungsverfahren<sup>824</sup> gelöst werden können, eingesetzt werden.<sup>825</sup>

Evolutionäre Verfahren lassen sich in die Gruppen genetische Algorithmen, evolutionäre Programmierung und Evolutionsstrategien unterteilen, die sich insbesondere darin unterscheiden, dass bei Evolutionsstrategien zur Darstellung des Lösungsvektors ein stetiger Parametervektor und bei genetischen Algorithmen eine binäre Darstellung verwendet wird.<sup>826</sup>

Die Schwierigkeit bei der Anwendung bei technischen oder betriebswirtschaftlichen Optimierungsproblemen liegt darin, passende Mutations-, Rekombinations- und Selektionsoperatoren sowie möglichst adaptive Modelle zur Anpassung der Parameter zu finden.<sup>827</sup>

Evolutionäre Verfahren können in späteren Phasen der Methodenanwendung bei Bedarf dazu herangezogen werden, die Methoden zu optimieren, initial wird wegen der nicht unerheblichen Aufwände bei der Anwendung darauf verzichtet.

Die Ergebnisse der Methodenbewertung fasst Tabelle 30 zusammen. Die Bewertungen hängen im Einzelfall immer auch stark vom konkreten Algorithmus und der Implementierung ab. Bewertungen, bei denen die Abhängigkeit besonders stark ist, stehen in Klammern. Methoden, die unter Prämissen mit k.o. gekennzeichnet sind, werden nicht im Einzelnen betrachtet, da sie aus grundsätzlichen Erwägungen ausgeschlossen wurden. Der Einsatz der unter Prämissen mit „+“ gekennzeichneten Methoden ist unter betriebswirtschaftlichen Gesichtspunkten interessant, obwohl sie im Kontext von Empfehlungsverfahren nicht von Bedeutung sind (siehe Text). Die letztlich ausgewählten Methoden sind fett dargestellt.

---

<sup>822</sup> (Hettich, et al., 2000 S. 490)

<sup>823</sup> (Stahmer, 2006 S. 220)

<sup>824</sup> Vgl. (Kennedy, et al., 1980; Thisted, 1988; Dennis, et al., 1983).

<sup>825</sup> (Küsters, 2001 S. 153)

<sup>826</sup> (Bäck, et al., 2000), (Küsters, 2001 S. 153)

<sup>827</sup> (Küsters, 2001 S. 153)

	Anwender-orientiert					Daten-orientiert				Methoden-orientiert		
	Interessantheit	Verständlichkeit	Autonomie	Werkzeuge	Flexibilität	Transformation	Prämissen	Robustheit	Datenmenge	Unsicherheit	Annahmen	Komplexität vs. Genauigkeit
Assoziations-analyse	++	++	--	--	--	--		--	--	++	--	--
Bayes'sche Netze	++	++	-	++	++			-	--	++	-	++
Clusteranalyse	++	+	++	++	--				(-)	--		+
Diskriminanz-analyse	++	++	++	++	--	+	+	+	++	--	-	+
Evolutionäre Algorithmen							k.o. .					
Intelligente Agenten							k.o. .					
KNN		k.o.										
Korrelations-analyse	++	-	++	++	-			(--)	(+)	++	--	-
Nächster Nachbar	++	++	++	++	--	+	+	-	--	--	++	+
OLAP	++	++	--	++	+	(--)		++	--	--	++	--
Statistik	+	+	++	++	++	+		-	++	++		++
Text Mining							k.o. .					
Visualisierung	++	++	--	++	++			++	(-)	--	++	--
Zeitreihen-analyse	++	(-)	(-)	(+)	-	(-)				(++)	-	(-)

Tabelle 30: Bewertung ausgewählter Data-Mining-Methoden<sup>828</sup>

In den voranstehenden Abschnitten wurden Data-Mining-Methoden für ihre Verwendung ausgewählt und erläutert. Dazu wurden sie anhand von Problemtypen hinsichtlich der Eignung für die vorliegenden Fragestellungen und Anwendungs-, Methoden- und Daten-orientierten Kriterien bewertet.

<sup>828</sup> Bewertungen zwischen „++“ = gut, „--“ = schlecht.



Mit der getroffenen Auswahl kann ein weites Spektrum an Problemtypen untersucht werden, und es stehen Methoden für die unterschiedlichen Aufgabenstellungen in allen Phasen des Data Minings (manuelle/automatische Suche, Exploration, Visualisierung, Wirkanalyse, Evaluation) zur Verfügung.

Die ausgewählten Methoden werden, entsprechend den dort verstärkt auftretenden Problemtypen, schwerpunktmäßig in bestimmten Phasen des Data-Mining-Prozesses eingesetzt (siehe Tabelle 31).

Phase	Methode
4. Auswahl der Data-Mining-Methoden	Deskriptive Statistik, Visualisierung, OLAP
5. Anwendung der Data-Mining-Methoden	Clusteranalyse, (Klassifikation), Korrelationsanalyse, Bayes'sche Netze, Visualisierung, OLAP
6. Interpretation und Evaluation der Data-Mining-Ergebnisse	Deskriptive Statistik, Bayes'sche Netze, Visualisierung, OLAP

Tabelle 31: Schwerpunkte der Methodenanwendung im Data-Mining-Prozess

Zu Beginn ist eine grundlegende statistische Analyse im Rahmen der Deskription zur Exploration<sup>829</sup> und grundsätzlichen Beschreibung wesentlicher Eigenschaften des Datenbestandes erforderlich, um auf dieser Basis geeignete Teildaten extrahieren und weitere Methoden nutzen zu können.<sup>830</sup>

Anschließend bieten sich Clustering-Verfahren an, um interessante Klassen in den Daten zu identifizieren, sowie Korrelationsanalysen, um Hypothesen zu Merkmals-Assoziationen aufstellen zu können.

OLAP als rein deskriptive Darstellung der Daten kann im gesamten Prozess eingesetzt werden und übernimmt verschiedene Rollen: Zum einen zu Beginn zur maschinell gestützten manuellen Suche nach interessanten Strukturen, zum anderen in den späteren Phasen der Interpretation und Evaluation von Ergebnissen zur anschaulichen Präsentation von Hypothesen.<sup>831</sup>

Bayes'sche Netze stellen eine sehr leistungsfähige Methode zur manuell gestützten automatischen Suche, Wirkanalyse und Bewertung der Ergebnisse dar.

Bei der Anwendung der Methoden ist zunächst ein Ausgangsmodell zu identifizieren (Modellidentifikation), dieses anschließend zu schätzen (Schätzung, Kalibration) und mit Hilfe einer Modellevaluation final auszuwählen (z.B. mittels Cross-Validation,

<sup>829</sup> Vgl. (Tukey, 1977).

<sup>830</sup> (Küstters, 2001 S. 137)

<sup>831</sup> (Wilde, 2001 S. 12f)

siehe z.B. (Alpaydin, 2010 S. 80f) für weitere Verfahren) oder iterativ durch Auswahl eines neuen Modells zu verbessern.<sup>832</sup>

Für die Bewertung der entwickelten Data-Mining Modelle sind Tests anhand verfahrensspezifischer und -unspezifischer Evaluierungskriterien erforderlich.<sup>833</sup> Eine Auswahl verfahrensspezifischer Kriterien in Anlehnung an (Petersohn, 2005) stellt Tabelle 32 dar.

<b>Klassenbildung (Clustering)</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Verhältnis von Innerklassen-homogenität zur Heterogenität zwischen den Klassen</li> <li>- Einzelhomogenitäten oder Heterogenitäten in bzw. zw. Klassen</li> <li>- Varianzkriterium</li> <li>- F-Wert</li> </ul>
<b>Klassifizierung</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Mittlerer Quadratfehler</li> <li>- Theilscher Ungleichheitskoeffizient</li> <li>- Trefferquote</li> </ul>
<b>Bayes'sche Netze</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Fitting</li> <li>- Cross Validation</li> <li>- Monte Carlo</li> <li>- D-Separation-Bedingung</li> </ul>

Tabelle 32: verfahrensspezifische Evaluationskriterien (Petersohn, 2005 S. 35)

Verfahrensunabhängige Tests setzen sich in erster Linie mit der Signifikanz der gefundenen Strukturen und Wirkrelationen, der geeigneten Auswahl (und Bewertung) der Teststichprobe sowie der Wahl methodenunabhängiger Testgrößen zusammen (z.B. MDL- Minimum Description Length).<sup>834</sup>

Automatische und zugleich allgemein anerkannte und ausgereifte Modellidentifikationsstrategien stehen noch nicht zur Verfügung; deshalb entsteht nicht nur bei der Anwendung und methodischen Vorselektion, sondern auch bei der Auswahl eines konkreten Verfahrens innerhalb einer Methodengruppe ein beträchtlicher Analyse- und Modellierungsaufwand.<sup>835</sup>

<sup>832</sup> (Küsters, 2001 S. 133f)

<sup>833</sup> (Hippner, et al., 2001 S. 104)

<sup>834</sup> (Hippner, et al., 2001 S. 105ff)

<sup>835</sup> (Küsters, 2001 S. 132f)

### 3.2.4 Erläuterung ausgewählter Data-Mining-Methoden

#### 3.2.4.1 Bayes'sche Netze

Bayes'sche Netze (auch: Verhaltensnetze) repräsentieren probabilistische Zusammenhänge mit graphischen Modellen. Ihre Definition beruht auf den Konzepten des gerichteten Graphen und bedingter Wahrscheinlichkeiten<sup>836</sup> (Wittig, 2002 S. 16):

Ein gerichteter Graph  $G = (V, E)$  ist ein Paar bestehend aus einer Menge von  $n$  Knoten  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  und einer Menge von  $m$  gerichteten Kanten  $E = \{e_1, \dots, e_m\}$ ,  $e_{ij} = (v_i, v_j)$ ,  $v_i, v_j \in V$ . Ein Pfad ist eine Folge von Knoten  $(w_1, w_2, \dots, w_k)$ ,  $k > 2$ , so dass  $(w_{i-1}, w_i) \in E$  für  $2 \leq i \leq k$ . Ein Zyklus ist ein Pfad, der mit demselben Knoten sowohl beginnt als auch in ihm endet. Einen Graph ohne einen solchen Zyklus nennt man azyklischen gerichteten Graph (Directed Acyclic Graph, DAG).

Wenn eine Kante  $(v_i, v_j) \in E$  existiert, wird  $v_i$  als Elternknoten (Parent Node) von  $v_j$  und  $v_j$  als Kindknoten (Child Node) von  $v_i$  bezeichnet. Die Menge aller Elternknoten eines Knotens  $v_j$  wird mit  $Pa(v_j)$  bezeichnet.

Eine bedingte Wahrscheinlichkeit  $P(A_1 = a_1, \dots, A_s = a_s | B_1 = b_1, \dots, B_m = b_m)$  oder kurz  $P(a_1, \dots, a_s | b_1, \dots, b_m)$  ist definiert als  $P(a_1, \dots, a_s, b_1, \dots, b_m) / P(b_1, \dots, b_m)$  für  $P(b_1, \dots, b_m) > 0$ . Dabei steht  $A = a$  oder nur  $a$  dafür, dass die Zufallsvariable  $A$  ihren Zustand  $a$  annimmt. Zwei Zufallsvariablen  $X, Y$  sind unabhängig, wenn bezüglich ihrer gemeinsamen Wahrscheinlichkeitsverteilung  $P(X, Y) = P(X)P(Y)$  gilt. Zwei Zufallsvariablen  $X, Y$  heißen bedingt unabhängig bezüglich einer Menge von Zufallsvariablen  $Z$ , wenn  $P(X, Y | Z) = P(X | Z)P(Y | Z)$  für  $P(Z) > 0$ .

Ein Bayes'sches Netz  $B = (G, \theta)$  für eine Menge  $X = \{X_1, \dots, X_n\}$  von Zufallsvariablen besteht aus zwei Teilen (Wittig, 2002 S. 16f):

1. Einem gerichteten azyklischen Graphen  $G = (X, E)$ , dessen Knoten den Zufallsvariablen entsprechen<sup>837</sup> und mit dessen Kanten die bedingten Unabhängigkeiten zwischen den Variablen kodiert werden. Man spricht von  $G$  als der Struktur von  $B$ .
2. Einer Menge  $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_n\}$  von mit den Variablen assoziierten Tabellen bedingter Wahrscheinlichkeiten (Conditional Probability Tables, CPTs)  $\theta_i = P(X_i | Pa(X_i))$ ,  $i = 1, \dots, n$ . Sie beinhalten als Einträge die bedingten Wahrscheinlichkeiten  $\theta_{ijk} = P(x_{ij} | pa_k(X_i))$  der  $n_i$  Zustände  $x_{ij}$ ,  $j = 1, \dots, n_i$ , der Variablen  $X_i$  konditioniert auf die möglichen Zustandskombinationen  $pa(X_i)$  der Eltern  $Pa(X_i)$ . Mit  $pa_k(X_i)$  wird die  $k$ -te der Zustandskombinationen  $pa(X_i)$  der Eltern bezeichnet. Besitzt ein Knoten keine Eltern, dann beinhaltet seine CPT unbedingte A-priori-Wahrscheinlichkeiten  $P(x_{ij})$ , d.h.,  $\theta_i = P(X_i)$ .

<sup>836</sup> Ausführliche Einführungen zu Graphen- und Wahrscheinlichkeitstheorie sind der entsprechenden Standardliteratur zu entnehmen, z.B., (Teschl, et al., 2006 S. 381ff), (Teschl, et al., 2007 S. 227ff).

<sup>837</sup> Knoten und Variable werden deshalb in dieser Arbeit synonym verwendet, sofern nicht genauer spezifiziert.

Dabei werden die bedingten Unabhängigkeiten zwischen den Zufallsvariablen der modellierten Domäne durch das Unabhängigkeitskriterium Bayes'scher Netze abgebildet:

Sind die Zustände der Elternvariablen  $Pa(X_i)$  bekannt, dann ist die Variable  $X_i$  unabhängig von den Zuständen ihrer Nicht-Nachfolger in der Struktur des Bayes'schen Netzes.

Die Knoten der Struktur eines BN können entsprechend ihren Kanten weiter klassifiziert werden (Schwaiger, 2006 S. 20f): Gibt es einen Pfad von Knoten  $v_1$  zu Knoten  $v_n$ , bezeichnet man  $v_1$  als Vorfahren (Ancestor) von  $v_n$  und  $v_n$  als Nachfahren (Descendant) von  $v_1$ . Einen Knoten ohne Eltern nennt man Wurzelknoten (Root Node), einen Knoten ohne Kinder einen Blattknoten (Leaf Node). Alle anderen Knoten innerhalb des Netzes werden als Zwischenknoten (Intermediate Nodes) bezeichnet.

Wurzelknoten lassen sich im Allgemeinen als Einflussfaktoren innerhalb der zu modellierenden Domäne auffassen, während Blattknoten Effekte und Auswirkungen repräsentieren.

Nach der Art ihrer Knoten unterscheidet man diskrete, stetige und hybride Bayes'sche Netze. Diskrete BN enthalten nur diskrete<sup>838</sup> Zufallsvariablen (ZV), stetige<sup>839</sup> BN nur stetige, und hybride BN enthalten beide Arten.

Bedeutsam für die Modellierung von Domänen mit BN ist die Markov-Eigenschaft (Markov Property) (Korb, et al., 2010 S. 33): Es darf keine direkten Abhängigkeiten in der Domäne geben, die nicht durch direkte Kanten im Bayes'schen Netz modelliert werden. Damit repräsentiert jede im BN nicht vorhandene Kante die reale Unabhängigkeit der entsprechenden Zufallsvariablen. Deshalb werden Bayes'sche Netze, die die Markov-Eigenschaft erfüllen, auch als Unabhängigkeitskarten (Independence Maps, I-Maps) bezeichnet. Zusätzliche Kanten darf das BN durchaus besitzen. Enthält es keine solchen, d.h., es kann keine Kante mehr gelöscht werden, ohne dass die Markov-Eigenschaft verloren geht, werden sie als minimal bezeichnet. Wenn zu jeder Kante in einem Bayes'schen Netz auch eine reale direkte Abhängigkeit zwischen den beiden Zufallsvariablen besteht, handelt es sich bei dem BN um eine Abhängigkeitskarte (Dependence-Map, D-Map). Ist ein Bayes'sches Netz sowohl eine I-Map als auch eine D-Map, spricht man auch von einer perfekten Karte (Perfect Map, P-Map)<sup>840</sup>.

Bayes'sche Netze modellieren bedingte Unabhängigkeiten. Dennoch wird bei ihrer Konstruktion häufig eine kausale Interpretation ihrer Kanten zugrunde gelegt, indem angenommen wird, dass Elternknoten direkte kausale Einflüsse auf ihre Kindknoten besitzen. Diese Heuristik führt in den meisten praktisch relevanten Anwendungssituationen zu einer Struktur, welche die bedingten Unabhängigkeiten im Sinne des Unabhängigkeitskriteriums reflektiert.<sup>841</sup> Daraus resultieren eine vereinfachte manuelle

---

<sup>838</sup> Endlich oder abzählbar unendlich viele Zustände.

<sup>839</sup> Alle Werte liegen in einem reellen Intervall.

<sup>840</sup> (Schwaiger, 2006 S. 20)

<sup>841</sup> Vgl. z.B. (Heckerman, 1998 S. 312ff).

Konstruktion und Interpretation der Netz-Strukturen und damit die eingangs erwähnten Vorteile in der betrieblichen Praxis.<sup>842</sup>

### 3.2.4.2 Clustering

Clustering-Verfahren wurden bereits im Abschnitt Partitionierende Verfahren erläutert. Ein verbreitetes Clusterverfahren ist der K-Means-Algorithmus. Dabei handelt es sich um ein iteratives Verfahren mit den folgenden wesentlichen Schritten (siehe z.B. (Alpaydin, 2010 S. 147f)):

Voraussetzung für den K-Means-Algorithmus ist ein mathematischer Raum mit definierter Norm oder einer Funktion zur Abstandsbestimmung zweier Punkte.

In der Initialisierung wird eine (zufällige) Auswahl von  $k$  Clusterzentren getroffen, dann wird jeder Datenpunkt dem ihm bezüglich der Norm am nächsten liegenden Clusterzentrum zugeordnet.

Im nächsten Schritt werden die einzelnen Clusterzentren neu berechnet. Dadurch verändert sich im Allgemeinen die Zuordnung der Datenpunkte.

Dann werden diese Schritte solange wiederholt, bis sich die Zuordnung der Datenpunkte nach der Neuberechnung nicht mehr ändert (oder ein anderes Stop-Kriterium erfüllt wurde, z.B. eine definierte maximale Anzahl Durchläufe erreicht wurde). Es gibt zahlreiche Varianten des Verfahrens.

Das Standard-K-Means-Verfahren hat einige Nachteile, z.B. ist es nicht robust gegen outliers und „schiefe“ Verteilungen, die Anzahl der Cluster ( $k$ ) muss vorgegeben werden, und es kann gegen schlechte lokale Optima konvergieren.<sup>843</sup>

### 3.2.4.3 Diskriminanzanalyse

In der linearen Grundform der Diskriminanzanalyse wird versucht, Unterschiede zwischen zwei oder mehreren Ausprägungen einer als nominal skaliert angenommenen Gruppierungsvariablen auf eine lineare Kombination von zwei oder mehreren metrisch skalierten Merkmalen zurückzuführen.<sup>844</sup>

Die Gruppen können sich aus dem Untersuchungskontext oder einer vorausgegangenen Clusteranalyse ergeben. Wenn die Clusteranalyse eingesetzt wird, ist zu beachten, dass die Verwendung derselben Stichprobe zur Überschätzung der Ergebnisgüte führt und deshalb eine Unterteilung in eine Trainings-Stichprobe für die Clusteranalyse und eine Test-Stichprobe für die Klassifikation mit Diskriminanzanalyse erforderlich ist.<sup>845</sup>

In der Literatur (z.B. (Alpaydin, 2010 S. 209ff)) werden zahlreiche erweiterte Verfahren zur Diskrimination beschrieben (z.B. quadratische Diskriminanzanalyse, logistische Diskriminanzanalyse, flexible Diskriminanten, nicht-parametrische<sup>846</sup> Verfahren (z.B. Kerndichteschätzung),...).

---

<sup>842</sup> Vgl. (Wittig, 2002 S. 17).

<sup>843</sup> Vgl. z.B. (Ordonoz, 2003 S. 12ff).

<sup>844</sup> (Decker, et al., 2010 S. 497f)

<sup>845</sup> (Decker, et al., 2010 S. 501)

<sup>846</sup> Ohne Annahme einer bestimmten Form der Wahrscheinlichkeitsverteilung, auch: verteilungsfrei, in der Machine-Learning-Literatur auch: Memory-based, Instance-based.

Viele Modifikationen wurden entwickelt, um die Einschränkungen durch die Grundannahmen der linearen Diskriminanzanalyse zu reduzieren.<sup>847</sup>

Eine spezielle Form der nichtlinearen Diskriminanzanalyse sind *Klassifikations- oder Regressionsbäume*<sup>848</sup>, auch bezeichnet als Entscheidungsbäume, siehe S. 79. Sie werden im Data Mining vor allem zur automatischen Regelerzeugung verwendet.

Bei Regressionsbäumen ist das abhängige Merkmal im Gegensatz zu Klassifikationsbäumen nicht nominal, sondern metrisch skaliert. Sie werden im Marketing deutlich seltener eingesetzt.<sup>849</sup>

#### 3.2.4.4 Korrelationsanalyse

Es existiert eine Vielzahl von Korrelationskoeffizienten für unterschiedliche Aufgabenstellungen und Skalenniveaus:

Der Pearsonsche Korrelationskoeffizient misst den Grad der Linearität zweier Variablen, die mindestens (intervall-)proportionalitätsskaliert sind und eine zweidimensionale Normalverteilung besitzen. Er identifiziert nur lineare Abhängigkeiten. Andere funktionale Zusammenhänge können in einer Regressionsanalyse ermittelt werden.<sup>850</sup>

Der Rangkorrelationskoeffizient (auch: Spearman – Rangkorrelationskoeffizient) misst hingegen nicht nur lineare, sondern allgemeine monotone Zusammenhänge. Die Anwendung der Rangtransformation bewirkt eine „Linearisierung“ monotoner Zusammenhänge. Die Bildung von Rängen ist unempfindlich gegenüber Ausreißern, so dass auch der Rangkorrelationskoeffizient (im Gegensatz zum Pearson-Koeffizienten) Ausreißer-resistent ist.<sup>851</sup>

Für die Untersuchung des Zusammenhangs von mehr als zwei Variablen existieren multivariate Korrelationskoeffizienten.

#### 3.2.4.5 Online Analytical Processing (OLAP)

Die Grundlage dafür bilden mehrdimensionale Datenmodelle, die auf der Unterscheidung qualitativer und quantitativer Daten basieren und als Hyperwürfel (hyper cube) oder auch OLAP-Würfel (OLAP cube) bezeichnet werden.<sup>852</sup> Die Dimensionen dieses Datenwürfels werden dabei durch qualitative Aspekte gebildet, während sich im Inneren quantitative Kennzahlen (gemessene (atomare) oder aus diesen berechnete Werte) befinden.<sup>853</sup> Ein Beispiel für einen OLAP-Würfel mit drei Dimensionen zeigt Abbildung 51.

---

<sup>847</sup> (Decker, et al., 2010 S. 499f)

<sup>848</sup> Vgl. (Küsters, 2001 S. 141ff).

<sup>849</sup> (Küsters, 2001 S. 142)

<sup>850</sup> (Stahmer, 2006 S. 32)

<sup>851</sup> (Walter, 2008)

<sup>852</sup> Vgl. (Shoshani, 1982 S. 208ff).

<sup>853</sup> Vgl. (Kimball, et al., 2002 S. 10; Böhnlein, et al., 2000 S. 3f; Totok, 2000 S. 56ff).

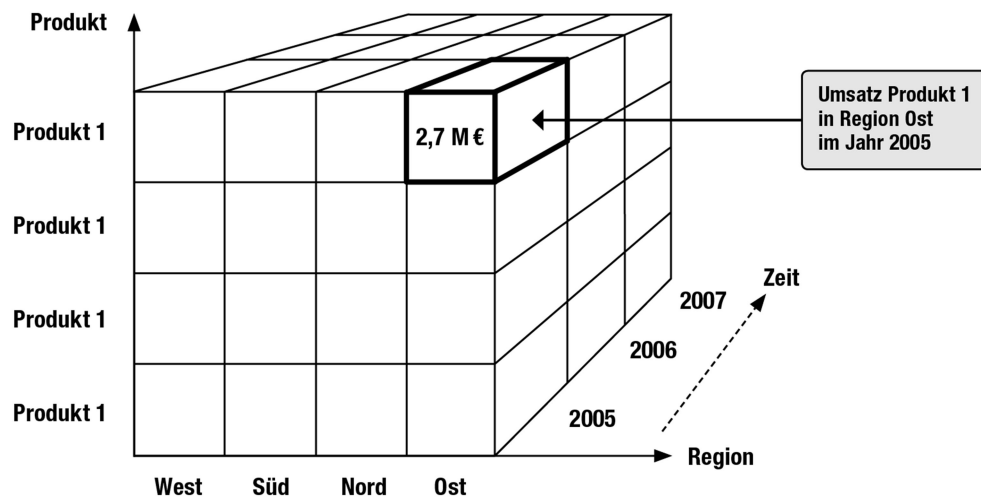


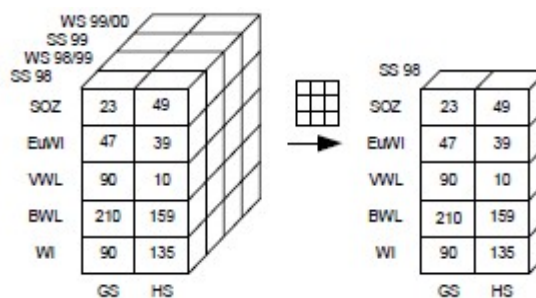
Abbildung 51: ein OLAP-Cube mit drei typischen Dimensionen (Manhart, 2008)

Für die Analyse des Datenwürfels stellt das OLAP-System multidimensionale Operatoren für Abfragen zur Verfügung. Für eine Übersicht siehe Tabelle 33.

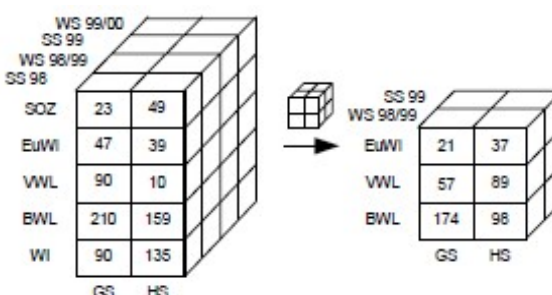
Drill Down																			
Beim Drill Down steigt man von einem bestimmten Aggregationsniveau auf die jeweils nächsttiefer und detailliertere Verdichtungsstufe.	<table><caption>SS 98</caption><tr><th></th><th>GS</th><th>HS</th></tr><tr><td>SOZ</td><td>23</td><td>49</td></tr><tr><td>EuWI</td><td>47</td><td>39</td></tr><tr><td>VWL</td><td>90</td><td>10</td></tr><tr><td>BWL</td><td>210</td><td>159</td></tr><tr><td>WI</td><td>90</td><td>135</td></tr></table>		GS	HS	SOZ	23	49	EuWI	47	39	VWL	90	10	BWL	210	159	WI	90	135
	GS	HS																	
SOZ	23	49																	
EuWI	47	39																	
VWL	90	10																	
BWL	210	159																	
WI	90	135																	
Roll Up																			
Die Roll Up-Operation stellt die Komplementäroperation zum Drill Down dar, d.h. sie wechselt zur jeweils höheren Verdichtungsebene innerhalb einer Dimensionshierarchie.	<table><caption>SS 98</caption><tr><th></th><th>GS</th><th>HS</th></tr><tr><td>SOZ</td><td>23</td><td>49</td></tr><tr><td>EuWI</td><td>47</td><td>39</td></tr><tr><td>VWL</td><td>90</td><td>10</td></tr><tr><td>BWL</td><td>210</td><td>159</td></tr><tr><td>WI</td><td>90</td><td>135</td></tr></table>		GS	HS	SOZ	23	49	EuWI	47	39	VWL	90	10	BWL	210	159	WI	90	135
	GS	HS																	
SOZ	23	49																	
EuWI	47	39																	
VWL	90	10																	
BWL	210	159																	
WI	90	135																	

**Slice<sup>854</sup>**

Bei einem dreidimensionalen Hypercube entspricht der Slice-Operator dem Herausschneiden einer Scheibe aus dem Würfel. Das Ergebnis liegt in Form einer zweidimensionalen Matrix vor.

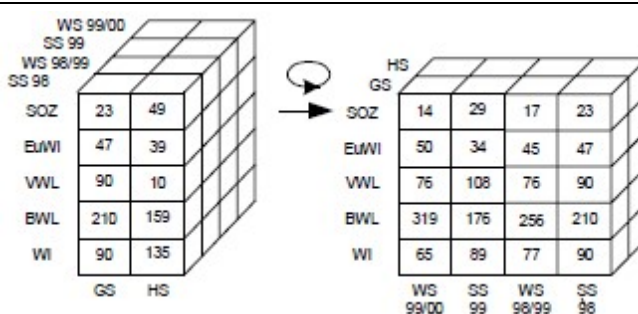
**Dice<sup>855</sup>**

Bei der Operation Dice wird ein Teilwürfel des gesamten Hypercubes gebildet.

**Rotate**

Die Drehung des Hypercubes um eine seiner Achsen entspricht bildlich dem Rotate-Operator.

Somit erhält der Benutzer durch die Rotation unterschiedliche Sichten auf den betrachteten Datenwürfel.



<sup>854</sup> Slice und Dice sind Spezialfälle des Operators Selection, der die Auswahl einzelner Würfel­daten ermöglicht und so eine Filterfunktion erfüllt.

<sup>855</sup> Siehe Fußnote <sup>854</sup>.



<b>Nest</b>																																					
<p>Der Nest-Operator konzentriert sich auf die Darstellung einer zweidimensionalen Matrix (Kreuztabelle), bei der verschiedene Hierarchiestufen einer oder mehrerer Dimensionen auf einer Achse (Spalte oder Zeile) geschachtelt präsentiert werden.</p>	<table><tr><th></th><th>GS</th><th>HS</th></tr><tr><td>SOZ</td><td>23</td><td>49</td></tr><tr><td>EuWi</td><td>47</td><td>39</td></tr><tr><td>VWL</td><td>90</td><td>10</td></tr><tr><td>BWL</td><td>210</td><td>159</td></tr><tr><td>WI</td><td>90</td><td>135</td></tr></table>		GS	HS	SOZ	23	49	EuWi	47	39	VWL	90	10	BWL	210	159	WI	90	135																		
	GS	HS																																			
SOZ	23	49																																			
EuWi	47	39																																			
VWL	90	10																																			
BWL	210	159																																			
WI	90	135																																			
<b>OLAP Join</b>																																					
<p>Der OLAP Join versucht analog zur Verbund-Operation bei der Verknüpfung von Tabellen in relationalen Datenbanksystemen eine Verbindung zwischen mehreren Hypercubes herzustellen. Voraussetzung hierfür sind gemeinsame Dimensionen zwischen den zu verknüpfenden Datenwürfeln.</p>	<table><tr><th></th><th>GS</th><th>HS</th></tr><tr><td>EuWi</td><td>21</td><td>37</td></tr><tr><td>VWL</td><td>57</td><td>89</td></tr><tr><td>BWL</td><td>174</td><td>98</td></tr></table> <table><tr><th></th><th>GS</th><th>HS</th></tr><tr><td>EuWi</td><td>5</td><td>10</td></tr><tr><td>VWL</td><td>12</td><td>34</td></tr><tr><td>BWL</td><td>34</td><td>12</td></tr></table> <table><tr><th></th><th>GS</th><th>HS</th></tr><tr><td>EuWi</td><td>0.24</td><td>0.27</td></tr><tr><td>VWL</td><td>0.21</td><td>0.38</td></tr><tr><td>BWL</td><td>0.20</td><td>0.12</td></tr></table>		GS	HS	EuWi	21	37	VWL	57	89	BWL	174	98		GS	HS	EuWi	5	10	VWL	12	34	BWL	34	12		GS	HS	EuWi	0.24	0.27	VWL	0.21	0.38	BWL	0.20	0.12
	GS	HS																																			
EuWi	21	37																																			
VWL	57	89																																			
BWL	174	98																																			
	GS	HS																																			
EuWi	5	10																																			
VWL	12	34																																			
BWL	34	12																																			
	GS	HS																																			
EuWi	0.24	0.27																																			
VWL	0.21	0.38																																			
BWL	0.20	0.12																																			

Tabelle 33: Operationen für multidimensionale Datenstrukturen (Böhnlein, et al., 2000 S. 5f)

#### 3.2.4.5.1 Architekturansätze

Für die Speicherung der Datenwürfel in OLAP-Systemen gibt es zwei unterschiedliche Architekturansätze, die als Relational OLAP (ROLAP) und Multidimensional OLAP (MOLAP) bezeichnet werden. ROLAP-Systeme basieren auf klassischen RDBS (Relational DataBase Systems), während MOLAP-Systeme auf (meist proprietären) Multi-dimensional DataBase Systems (MDBS) implementiert sind.<sup>856</sup>

Weiterhin werden in Hybrid OLAP (HOLAP) – Systemen beide Formen miteinander verbunden, indem die umfangreichen Detaildaten in relationalen und aggregierte Daten in multidimensionalen Strukturen gespeichert werden, um die Vorteile beider Ansätze zu nutzen. Nachteilig sind der erhöhte Implementierungsaufwand und das Erfordernis von Kenntnissen beider Welten.<sup>857</sup>

ROLAP-Architekturen haben gegenüber MOLAP-Ansätzen folgende Vorteile:

- standardisierte Datenhaltung in RDBS
- Standard-Abfragesprache SQL (Standard Query Language)
- Speicherplatz- Effizienz<sup>858</sup>

<sup>856</sup> (Totok, 2000 S. 67)

<sup>857</sup> (Bauer, et al., 2009 S. 254)

<sup>858</sup> Siehe z.B. (Böhnlein, et al., 2000 S. 27).

Dafür entstehen durch die Tabellenverknüpfungen zur Laufzeit Nachteile bei der Abfrage-Geschwindigkeit gegenüber den MDBS-basierenden Systemen.<sup>859</sup>

### 3.2.4.5.2 Dimensional Models

Um multidimensionale Daten in relationalen Datenbanken effizient abzubilden, werden die Daten in einer dafür optimierten, teilweise denormalisierten Form gespeichert. Dabei wird von der Voraussetzung ausgegangen, dass der Umfang der quantitativen Daten den größten Anteil an der Gesamtdatenmenge hat.<sup>860</sup> Trifft dies zu, liegen die Vorteile der im Anschluss aufgeführten Schemata gegenüber einem normalisierten Datenmodell insbesondere bei einer hohen Zugriffsgeschwindigkeit und einer einfachen, leicht erweiterbaren hierarchischen Struktur.<sup>861</sup>

Die logische multidimensionale Modellierung mit relationalen Strukturen wird nach (Kimball, 1997) als Dimensional Model (DM) bezeichnet. Für die Modellierung eignen sich unterschiedliche Schemata, z.B. das Stern- (Star-) oder das Schneeflocken- (Snowflake-) Schema, die nach der charakteristischen Form der grafischen Darstellung ihrer relationalen Datenbank-Schemata benannt sind.<sup>862</sup>

Weitere Varianten sind das Fact/Constellation, Galaxy Schema, Partial Snowflake, Simple Star, Multiple Star Schema, Starflake Schema, Uniformisches Datenschema und Developed Star Schema. Unterschiede ergeben sich beim Normalisierungsgrad, Aggregationen, der Anzahl der Hypercubes und hinsichtlich künstlicher Schlüsselattribute.<sup>863</sup>

Beim klassischen Star-Schema unterscheidet man zwischen Fakt- und Dimensionstabellen: In der Fakt-Tabelle werden die quantitativen Werte des Würfelkerns gespeichert, in den Dimensionstabellen die qualitativen Daten zur Darstellung von Dimensionen und Dimensionshierarchien (siehe Abbildung 52).<sup>864</sup>

Ein Wert in der Fakt-Tabelle wird immer durch die Kombination der Primär-Schlüssel aller Dimensionen eindeutig adressiert, die Primärschlüssel der Dimensionstabellen sind als Fremdschlüssel in der Fakt-Tabelle und bilden gemeinsam den zusammengesetzten Primärschlüssel der einzelnen Fakten.<sup>865</sup> Zusätzlich können in den Dimensionstabellen bereits voraggregierte Werte enthalten sein, um die Abfrage-Geschwindigkeit zu erhöhen.<sup>866</sup>

Die Dimensionstabellen sind beim Star-Schema denormalisiert und enthalten somit redundante Daten.

---

<sup>859</sup> (Totok, 2000 S. 68)

<sup>860</sup> (Inmon, 1996 S. 140)

<sup>861</sup> (Totok, 2000 S. 176f)

<sup>862</sup> (Totok, 2000 S. 174f)

<sup>863</sup> (Böhnlein, et al., 2000 S. 9)

<sup>864</sup> (Böhnlein, et al., 2000 S. 12)

<sup>865</sup> (Böhnlein, et al., 2000 S. 12)

<sup>866</sup> (Totok, 2000 S. 174)

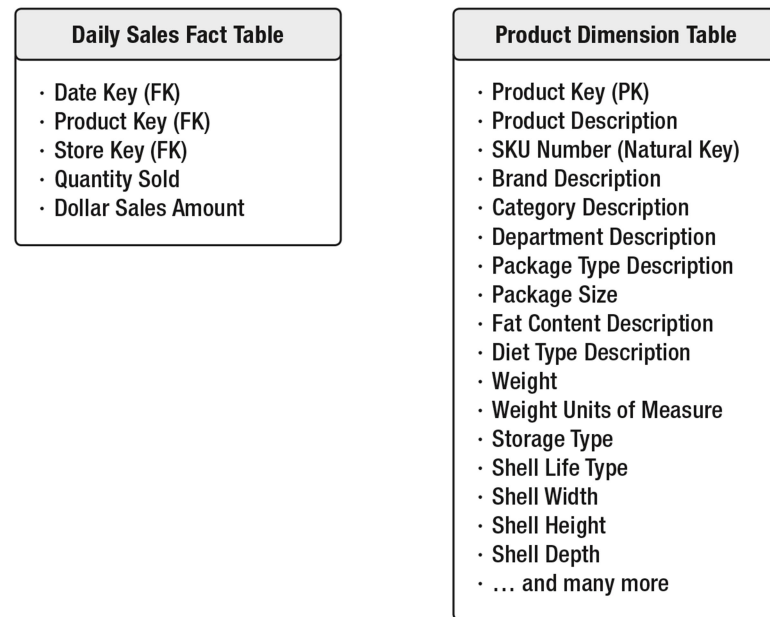


Abbildung 52: Beispiele für eine Fakt- und eine Dimensionstabelle (Kimball, et al., 2002)

Das Snowflake-Schema stellt eine Erweiterung dar, bei welcher auch die Dimensionen teilweise oder ganz normalisiert werden. Das führt zur charakteristischen „Schneeflocken“- Gestalt der Tabellenanordnung.

Eine Anwendung bietet sich immer dann an, wenn eine Dimensionstabelle sehr ungleich besetzt ist und dadurch übermäßig viele Redundanzen enthält.

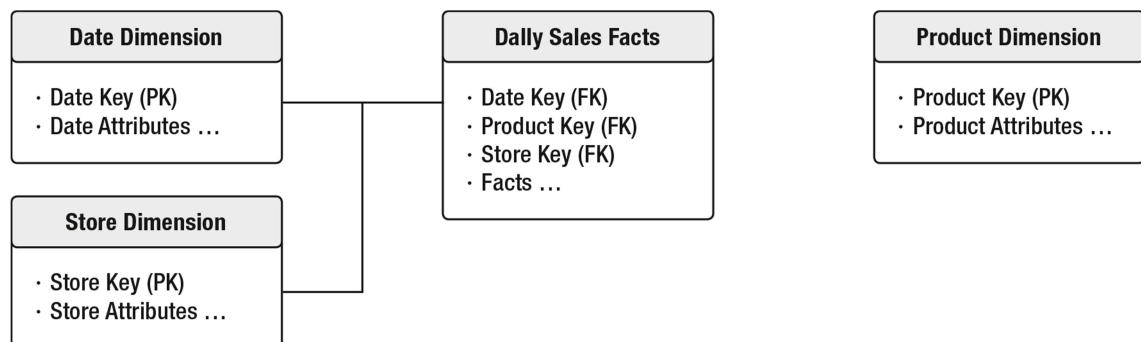


Abbildung 53: Fakt- und Dimensionstabellen eines Star-Schemas (Kimball, et al., 2002 S. 22)

Durch die komplexeren Abfragen aufgrund der wegen der größeren Anzahl Tabellen zusätzlich erforderlichen Verbundoperationen (Joins) ist die Abfrage-Geschwindigkeit geringer als beim reinen Star-Schema.

Weil die Fakt-Tabellen meist deutlich größer sind als die Dimensionstabellen (diese machen oft nur 10% aller Daten aus und haben oft deutlich weniger als eine Million

Einträge<sup>867</sup>), tritt der Vorteil des gesparten Speicherplatzes gegenüber dem Geschwindigkeitsverlust oft in den Hintergrund.<sup>868</sup>

### 3.2.5 Auswahl geeigneter Data-Mining-Werkzeuge

Nach der Festlegung der einzusetzenden Methoden können dafür geeignete (Software-) Werkzeuge ausgewählt werden. Die konkrete Ausprägung kann dabei als Standardsoftware oder als Individualentwicklung erfolgen:

Als Standardanwendungssoftware (Standardsoftware) werden Softwaresysteme bezeichnet, die nicht für einen individuellen Anwendungsfall entwickelt werden (Individualsoftware), sondern aufgrund einer systeminhärenten Flexibilität und Parametrisierbarkeit geeignet sind, zur Lösung von vergleichbaren Problemstellungen in unterschiedlichen Unternehmen eingesetzt zu werden.<sup>869</sup>

Standardsoftware unterscheidet sich hinsichtlich Individualsoftware vor allem durch den geringeren Preis, ihrer sofortigen und allgemeinen Verfügbarkeit, aber auch durch eine in der Regel unvollständige Abdeckung der Anforderungen.<sup>870</sup>

Außerdem kommt hinzu, dass die Verwendung von Standardsoftware die Reproduzierbarkeit und Prüfbarkeit der Ergebnisse durch Dritte und die Übertragung auf andere Anwendungen erleichtert, weil sie für jedermann einfach zu erwerben ist.

Aus diesen Gründen wird soweit als möglich Standardsoftware eingesetzt werden. Dafür ist ein Auswahlprozess erforderlich.

#### 3.2.5.1 Auswahlprozess

Der Umfang an Methoden, Werkzeugen und Vergleichsmodellen zur Auswahl von Standardsoftware ist begrenzt. Untersuchungen ohne Domänenbezug betonen zwar die Bedeutung funktionaler Anforderungen, ohne detaillierte Aussagen dazu zu treffen, während domänenbezogene Untersuchungen oft konkrete Kriterien für sehr spezielle Bereiche darstellen.<sup>871</sup>

Die Ansätze für Vorgehensmodelle für die Auswahl von Standardsoftware sind dabei einander sehr ähnlich (siehe Abbildung 54).

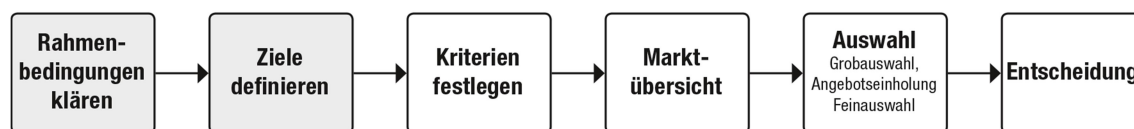


Abbildung 54: typische Struktur von Vorgehensmodellen zur Softwareauswahl (Wiese, 1998 S. 4)

<sup>867</sup> Vgl. (Kimball, et al., 2002 S. 19ff).

<sup>868</sup> (Böhnlein, et al., 2000 S. 13)

<sup>869</sup> (Wiese, 1998 S. 1), vgl. (Stahlknecht, et al., 2005 S. 295ff), (Österle, 2001 S. 379)

<sup>870</sup> (Stahlknecht, et al., 2005 S. 295ff)

<sup>871</sup> (Wiese, 1998 S. 1f)

Meist werden die Rahmenbedingungen implizit in den Kriterien berücksichtigt und auf eine Einordnung in ein Zielsystem verzichtet, so dass der erste Schritt die Definition der Kriterien ist. Durch die Marktübersicht werden dann mögliche Kandidaten identifiziert, die dann in einem Bewertungsverfahren anhand der Kriterien beurteilt werden. Dieses Verfahren ist in der Regel mehrstufig. Zu Beginn wird dabei anhand notwendiger Kriterien (KO-Kriterien) eine Grobauswahl durchgeführt, bevor über die Angebotseinholung weitere Informationen beschafft und anhand dieser eine Feinauswahl erfolgt, auf deren Basis dann die Entscheidung getroffen wird.<sup>872</sup>

Entsprechend dieser Vorgehensweise werden für die Auswahl der Software-Werkzeuge für die in diesem Abschnitt beschriebenen Methoden zur Wissensentdeckung geeignete Kriterien festgelegt, Software am Markt ausgewählt und anhand der Kriterien eine Auswahl getroffen.

### 3.2.5.2 Kriterien

Komplexe Data-Mining-Aufgaben lassen sich nur mit Data-Mining-Werkzeugen lösen,<sup>873</sup> die

- eine Datenverwaltung (Data Warehouse)
- die Funktionalität für den gesamten Data-Mining-Prozess
- die Methoden für alle relevanten Problemtypen

beinhalten bzw. unterstützen.<sup>874</sup> Eine Übersicht zur Funktionalität eines integrierten Data-Mining-Tools anhand eines Beispiels siehe ebenfalls (Hippner, et al., 2001 S. 116f).

(Han, et al., 2006 S. 660ff) formulieren Auswahlkriterien für Data-Mining-Systeme. Aufgrund der großen Heterogenität der im Data Mining eingesetzten Funktionen und Methoden und daraus resultierenden schwierigen Vergleichbarkeit der Systeme plädieren sie für einen pragmatischen, mehrdimensionalen Ansatz bei der Bewertung dieser:

- Datentypen: Werden die speziellen Data-Mining-Methoden für die vorliegenden spezifischen Datenstrukturen unterstützt?
- Systemfragen: Sind die Systeme auf den gewünschten Zielplattformen (Unix, Windows, oder als SaaS- Lösung) verfügbar?
- Datenquellen: Werden die vorhandenen Datenquellen unterstützt, gibt es einen offenen Datenbankzugriff z.B. über JDBC oder ODBC, um plattformübergreifend auf relationale Datenbestände zuzugreifen?
- Funktionen und Methoden: Data-Mining-Systeme, die mehr verschiedene Data-Mining-Funktionen und mehrere Methoden pro Funktion unterstützen, sind flexibler, benötigen aber mehr Einarbeitungs- und Trainingsaufwand. Ist das System für neue Nutzer leicht zu verstehen und zu bedienen; gibt es einfachen Zugriff auf die wichtigsten Funktionen oder Default-Einstellungen?

---

<sup>872</sup> (Wiese, 1998 S. 4f)

<sup>873</sup> (Berry, et al., 1997 S. 10)

<sup>874</sup> (Hippner, et al., 2001 S. 116f)

---

- Coupling: Welche Art von Integration (vgl. Abschnitt 2.5.2.3) mit einer Datenbank oder einem Data Warehouse liegt bei den Systemen vor und welche ist gewünscht? In der Regel ist eine möglichst enge Anbindung wünschenswert, um eine optimale Skalierung der Verfahren und eine integrierte Informationsverarbeitung (z.B. Kombination von OLAP als Data-Warehouse-Funktion mit Data-Mining-Methoden) zu erreichen.
- Skalierbarkeit: Man unterscheidet Row- (Datenbankgröße) und Column-(Anzahl der Dimensionen) Skalierbarkeit. Ein Data-Mining-System ist Row-skalierbar, wenn bei zehnfacher Datenmenge (Anzahl „Zeilen“ in der Datenbank) die Ausführungszeit der Anfragen nicht mehr als zehnmal so groß ist. Ein Data-Mining-System ist Column-skalierbar, wenn die Ausführungszeit der Anfragen linear mit der Zahl der „Spalten“ (Dimensionen oder Attribute) steigt. Column-Skalierbarkeit ist deutlich schwerer zu erreichen als Row-Skalierbarkeit.
- Visualisierungswerkzeuge: Visualisierung im Data Mining kann unterschieden werden nach Datenvisualisierung, (Data-Mining-) Ergebnisvisualisierung, (Data-Mining-) Prozessvisualisierung und Visual Data Mining. Den Visualisierungsfunktionen kommt eine hohe Bedeutung zu, die Qualität und Flexibilität der vorhandenen Werkzeuge hat einen großen Einfluss auf die Benutzbarkeit, Interpretierbarkeit und Attraktivität eines Data-Mining-Systems.
- Abfrage-Sprache und Nutzer-Interface: Data Mining ist ein Erforschungsprozess. Eine hochwertige Nutzerschnittstelle ist wesentlich, um nutzergeführtes, interaktives Data Mining zu befördern. Es gibt keine allgemein durchgesetzte Standard-Abfragesprache als Grundlage von Data-Mining-Systemen wie es SQL für relationale Datenbanken ist. Deshalb variieren die Nutzerschnittstellen stark und es mangelt an Interoperabilität zwischen einzelnen Systemen.

Es gibt einige, z.T. ältere Evaluierungen von Data-Mining-Werkzeugen, z.B. bei (Lanig, 2010) oder (King, et al., 1998), die sich auch in ihren Methodiken und Schwerpunkten unterscheiden. Siehe auch (Han, et al., 2006 S. 663f) für eine kurze Übersicht von kommerziellen und prototypischen Data-Mining-Systemen. Ein Schema für eine Charakterisierung liefert z.B. (Giraud-Carrier, et al., 2003). Ein Umfrageergebnis zu den eingesetzten Werkzeugen findet man bei (KDNuggets, 2010).

Jedes der dort untersuchten integrierten Werkzeuge weist Vor- und Nachteile auf. Deshalb sollte keine integrierte Lösung zum Einsatz kommen, sondern pragmatisch jeweils das für den jeweiligen Zweck am besten geeignet erscheinende Werkzeug ausgewählt werden („best of breed“ Ansatz)<sup>875</sup>.

Für die Verwendung für die vorliegende Arbeit standen Flexibilität hinsichtlich der Fragestellungen, Dokumentation und Wiederholbarkeit der Auswertungen sowie Verbreitung und Verfügbarkeit in Forschung und Praxis im Mittelpunkt, um die Verifizierbarkeit der Ergebnisse zu sichern. Natürlich sollte dabei das kostengünstigste Werkzeug, das diese Kriterien erfüllt, Verwendung finden.

---

<sup>875</sup> Vgl. (Schütte, et al., 2004 S. 24).

Unter Kosten- und Schulungsgesichtspunkten sollten deshalb Open-Source-Software sowie bereits vorhandene und eingeführte Produkte auf den bei der Andasa GmbH operativ eingesetzten Plattformen (Windows Server 2008, Linux) bevorzugt werden.

### 3.2.5.3 Werkzeuge zur statistischen Analyse und Visualisierung

Zur statistischen Analyse von Daten in Data Warehouses steht eine Vielzahl von Werkzeugen mit unterschiedlichen Stärken zur Verfügung. Die Werkzeuge müssen für den Einsatz in der Forschung methodischen Grund-Anforderungen genügen.<sup>876</sup>

Siehe z.B. (Lüpsen, 2010) für eine Liste mit Kurzbeschreibungen, sowie (Steinhaus) zu Quellen für Testberichte. Softwarewerkzeuge für visuelles Data Mining im Marketing erläutert z.B. (Scheed, 2000).

Mit *R*<sup>877</sup> steht ein kostenloses und im akademischen Bereich stark verbreitetes Werkzeug zur statistischen Analyse und Visualisierung zur Verfügung:

*R* ist eine kostenlose, plattformunabhängige (Open-Source-) Software-Umgebung für statistische Berechnungen, welche 1993 von Ross Ihaka und Robert Gentleman entwickelt wurde. Sie basiert auf der interaktiven Programmiersprache *S*, welche John Chambers Ende der 70er Jahre an den Bell-Labs schuf.<sup>878</sup> Für eine Einführung siehe z.B. (Handl) oder (Zuber, et al., 2010). *R* ist in der wissenschaftlichen Anwendung weit verbreitet,<sup>879</sup> zahlreiche Zusatzpakete ermöglichen eine einfache Erweiterung. Die Verwendung der Sprache *S* erlaubt zudem eine einfache Dokumentation und Wiederholung der in *R* vorgenommenen Auswertungen über die verwendeten Skripte<sup>880</sup>, siehe Anhang 6.3.2.1. Diese sind aufgrund der Sprach-Kompatibilität (nahezu)<sup>881</sup> unverändert auf allen *S*- bzw. *R*- Umgebungen lauffähig. Damit ist eine einfache Wiederholbarkeit und Verifizierbarkeit der Auswertungen gegeben.

### 3.2.5.4 Werkzeuge für Clustering und Diskriminanzanalyse

Auch Clustering und Diskriminanzanalysen werden durch die großen Statistik- Pakete gut unterstützt (z.B. in SPSS, oder *R*).<sup>882</sup> (Frantz, 2007) führt einige weitere spezielle Werkzeuge auf (Tabelle 34).

---

<sup>876</sup> Vgl. auch die vorgeschlagene Kriterien-Checkliste bei (Sponsel).

<sup>877</sup> (The R Foundation for Statistical Computing)

<sup>878</sup> (Lüpsen, 2011), (Chambers, 2008 S. 475)

<sup>879</sup> Vgl. z.B. (Muenchen, 2012), (Vance, 2009).

<sup>880</sup> Ein Skript ist ein Programm oder eine Folge von Anweisungen in einer Skriptsprache (vgl. (DATACOM Buchverlag GmbH)). Skripte liegen fast ausschließlich als Textdokumente vor und dienen oft der Automatisierung von Abläufen. Für Skriptsprachen existieren vielfältige Definitionsansätze (vgl. (Bosanac, 2008 S. 8ff)). Nach (Rouse, 2005) sind Skriptsprachen vereinfachte Programmiersprachen, bei welchen die Anweisungen durch ein Programm interpretiert und ausgeführt werden.

<sup>881</sup> Siehe [http://cran.r-project.org/doc/FAQ/R-FAQ.html#What-are-the-differences-between-R-and-S\\_003f](http://cran.r-project.org/doc/FAQ/R-FAQ.html#What-are-the-differences-between-R-and-S_003f).

<sup>882</sup> Vgl. (Brosius, 2011 S. 711ff), (Borcard, et al., 2011 S. 63ff), (Rudolph, et al. S. 1; Ligges, 2008 S. 23f).

---

<b>Kommerzielle Werkzeuge</b>	Almo	<a href="http://www.almo-statistik.de">http://www.almo-statistik.de</a>
	Clustan	<a href="http://www.clustan.com">http://www.clustan.com</a>
	CViz	<a href="http://www.alphaworks.ibm.com/tech/cviz">http://www.alphaworks.ibm.com/tech/cviz</a>
<b>Freie Werkzeuge</b>	DTM	<a href="http://ses.enst.fr/lebart/">http://ses.enst.fr/lebart/</a>
	gCLUTO	<a href="http://www-users.cs.umn.edu/~mrasmus/gcluto/index.shtml">http://www-users.cs.umn.edu/~mrasmus/gcluto/index.shtml</a>

Tabelle 34: weitere Werkzeuge für Clusteranalysen (Frantz, 2007)

Mit der Auswahl von *R* als Grundlage der Statistischen Analyse liegt es nahe, dieses Werkzeug auch für die Clustering- Verfahren einzusetzen, da die dort beschriebenen Vorteile hier ebenfalls gelten. So muss nur ein Werkzeug an das Data Warehouse angebunden und gelernt werden.

### 3.2.5.5 Werkzeuge für Online Analytical Processing

OLAP findet bei der interaktiven Suche nach Mustern und zur Visualisierung Verwendung. Aus diesem Grund tritt die Dokumentationsanforderung in den Hintergrund, während die Kriterien Kosten, unkomplizierte Bedienung und Betrieb in den Vordergrund rücken.

Der Datenbestand des Data Warehouses befindet sich in einer relationalen Datenbank (Microsoft SQL Server 2008, siehe Anhang 6.3.1.1). Da das Andasa-OLTP-System ebenfalls auf einem solchen Datenbanksystem basiert, wird dadurch das Laden der Daten vereinfacht und ein standardisierter Zugriff ermöglicht.

Aus diesen Gründen bietet sich ein ROLAP-Ansatz für die Auswertung der Daten an.

Bei Andasa werden zudem Microsoft Excel Pivot Charts und Microsoft Excel Pivot Tabellen zur Auswertung und Visualisierung genutzt. Um eine einfache Einbindung der Ergebnisse in die Unternehmensprozesse zu erreichen, werden deshalb die Microsoft SQL Server Analysis Services Version 2008 in Kombination mit Microsoft Excel 2007 für OLAP-Auswertungen verwendet.

### 3.2.5.6 Werkzeuge für Bayes'sche Netze

Das Konsumentenverhalten soll mit Bayes'schen Netzen modelliert und mittels Schlussfolgerungsprozessen analysiert werden. Das Lernen der Netze wird mit den historischen, pseudonymisierten Verhaltensdaten des Data Warehouses durchgeführt.

Für dieses Einsatzszenario existieren am Markt vielfältige spezialisierte Software-Werkzeuge<sup>883, 884</sup>

<sup>883</sup> Vgl. (Murphy, 2013).

<sup>884</sup> (Korb, et al., 2010 S. 317ff)



Eine Analyse von 38 Tools für Bayes'sche Netze wurde in (Stahmer, 2006 S. 221ff) vorgenommen.

Aufbauend auf dieser Arbeit wurden die Produkte Hugin Researcher<sup>885</sup> (Version 7.6), Netica<sup>886</sup> (Version 4.16) und BaysiaLab<sup>887</sup> (Version 5.0) näher betrachtet. Von allen drei Werkzeugen wurde eine Evaluierungslizenz installiert und untersucht.

Für die Auswahl wurde ein Anforderungskatalog mit folgenden Kriterien festgelegt:

#### KO-Kriterien

- Dokumentation sämtlicher Verarbeitungsschritte
- Unterstützung stetiger, diskreter und hybrider BN
- Unterstützung dynamischer Bayes'scher Netze
- automatische, manuell anpassbare Diskretisierung
- anpassbare Inferenzmethoden
- individuelle Anpassungen der einzelnen Verteilungen an den Knoten
- (geringe) Speicheranforderungen bei komplexen BN
- automatisches Lernen der Netzstrukturen
- automatisches Lernen der Wahrscheinlichkeitstabellen (CPT und Apriori)
- Möglichkeit zur direkten Anbindung an Data Warehouse

#### Weitere Kriterien

- Optimierung der Verarbeitungsgeschwindigkeit durch Skalierung über mehrere Prozessoren
- gewichtete Adaptation (zur Bevorzugung aktuellerer Daten)
- Kosten
- Verfügbarkeit Betriebssysteme
- Usability

Gegenüber (Stahmer, 2006 S. 221ff) haben Netica und Hugin stark an Funktionalität zugelegt (BayesiaLab wurde dort nicht explizit untersucht), die noch bei (Stahmer, 2006) aufgeführten fehlenden Funktionen sind nahezu vollständig implementiert worden.

BayesiaLab zeichnet sich ebenfalls durch eine gute Benutzbarkeit aus, insbesondere durch einen Wizard-basierten Ansatz beim Erstellen der Netze direkt aus einer Datei. Ebenso war eine direkte Anbindung an das Data Warehouse (per JDBC und SQL) einfach möglich. Darüber hinaus unterstützt BayesiaLab dynamische Bayes'sche Netze.

Weil Plattform bzw. API-Fragen für die Realisierung des Prototyps nur von untergeordneter Bedeutung sind, ergeben sich die verbleibenden wesentlichen Unterschiede im Hinblick auf Preis und Usability.

---

<sup>885</sup> (Hugin Expert A/S)

<sup>886</sup> (Norsys Software Corp., 2014)

<sup>887</sup> (Bayesia SAS, 2014)

---

Alle drei Software-Pakete bieten umfangreiche Funktionen für die Arbeit mit Bayes'schen Netzen. Ich habe mich schließlich aufgrund der Anwenderfreundlichkeit für BayesiaLab entschieden.

<b>Netica 4.16</b>	<b>Hugin 7.6</b>	<b>BayesiaLab 5.0</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>+ automatisches Lernen der Netzstrukturen &amp; Parameter</li> <li>+ anpassbare Reports</li> <li>+ Support für dynamische Netze</li> <li>+ einfache Anbindung MS SQL Server</li> <li>+ Auto-Diskretisierung</li> <li>+ mehrere Inferenzmethoden enthalten, eigene in C++ entwickelbar</li> <li>+ unterstützt diskrete und stetige BN</li> <li>+ relativ preiswert: \$585 für kommerziellen Einsatz, \$285 für Forschung</li> <li>+ gutes GUI</li> <li>+ Multi-Plattform, auch 64bit</li> <li>- kein Diskretisierungs-Wizard</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- umständliches GUI</li> <li>+ sehr umfangreiche Funktionen</li> <li>+ Multi-Plattform, auch 64bit</li> <li>- relativ teuer (12999 DKR (ca. 1700€) für Forschung, 25495 DKR (ca. 3400€) für kommerziellen Einsatz, 50999 DKR (ca. 6850€) für eigene Entwicklungen), Testversion stark eingeschränkt</li> <li>- Schwierigkeiten bei der Anbindung an MS SQL Server</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>+ gutes GUI</li> <li>+ Reports</li> <li>+ Anbindung Data Warehouse (JDBC)</li> <li>+ Plattform auch 64bit</li> <li>+ Wizard zur Netzerstellung aus bestehenden Daten</li> <li>+ automatisches Lernen der Netzstrukturen &amp; Parameter</li> <li>+ zahlreiche Lernverfahren</li> <li>+ dynamische Netze</li> <li>+ statische &amp; diskrete BN</li> <li>+ Diskretisierung anpassbar, Wizard-Support</li> <li>- Preis: Abo- Modell, 490€ pro Jahr in der Forschung, ab 1000€ pro Jahr für kommerziellen Einsatz</li> <li>+ Anpassung der Verteilungen an den Knoten möglich</li> </ul>

Tabelle 35: Vergleich Software-Tools für Bayes'sche Netze<sup>888</sup>

### 3.3 Untersuchungsdesign

Voraussetzung für die spätere prototypische Umsetzung eines Software-Systems ist ein Konzept für die durchzuführenden Untersuchungen. Was kann überhaupt untersucht werden, wie hoch ist der erforderliche Aufwand, und wie soll dabei vorgegangen werden. Die nächsten Abschnitte grenzen den Untersuchungsgegenstand und die Untersuchungsmethoden entsprechend ein.

Die vorliegende Arbeit untersucht experimentell die Anwendung von Personalisierung im Online Marketing. Dafür ist ein geeignetes Marketing-Medium auszuwählen und dafür geeignete Stimuli als unabhängige Variablen festzulegen.

<sup>888</sup> Insbesondere Verbesserungen / Änderungen gegenüber (Stahmer, 2006 S. 221f).

Im Rahmen des geförderten Forschungsprojekts „Smarter Shopping“ ermöglichte die Andasa GmbH die Analyse der bestehenden Systeme und Prozesse des Online Bonus-Systems zur Entwicklung eines geeigneten Untersuchungsdesigns.

### 3.3.1 Online-Marketing-Instrumente bei Andasa

Bei der Personalisierung im Online Marketing geht es um kundenindividuelle Kommunikation (siehe Abschnitt 2.4). Dazu können verschiedene Online-Marketing-Instrumente (siehe Abschnitt 2.3.2) eingesetzt werden. Die Andasa GmbH kommuniziert online über ihre Website, E-Mail, Suchmaschinenmarketing (SEM) sowie soziale Netzwerke (SN) mit ihren Kunden. Alle vier Bereiche eignen sich grundsätzlich für eine Personalisierung.

Die Durchführung eines Online-Feldexperiments ist mit erheblichem Aufwand verbunden. Deshalb ist anhand geeigneter Kriterien das im gegebenen Kontext beste Instrument auszuwählen.

Für den Vergleich wurden folgende Merkmale als maßgeblich festgelegt:

**Reichweite:** Wie viele Versuchspersonen können pro Zeiteinheit potentiell an einem Experiment teilnehmen?

**Wahrnehmungsdauer:** Wie lange kann ein Stimulus voraussichtlich von einer einzelnen Versuchsperson höchstens wahrgenommen werden?

**Interaktivität:** Welche (messbaren) Verhaltensmöglichkeiten hat eine Versuchsperson?

**Laufzeit:** Wie lange kann ein Experiment dauern?

**Frequenz:** Wie oft können Experimente durchgeführt werden?

**Zielgruppe:** Eigenschaften/Zusammensetzung Versuchspersonengruppe?

**Risiko:** Wie groß ist das ökonomische und technische Risiko?

**Kosten:** Welche Kosten fallen an (bei der Erstellung des Experiments, sowie laufende Kosten bei Durchführung)?

**Anzahl Parameter:** Wie viele unterschiedliche Stimuli sind möglich?

Die Reichweite der Webseite wird über die Anzahl ihrer täglichen Besucher bestimmt (z.B. aus dem Log-File), bei SEM und SN werden die Einblendungen/soziale Reichweite in den Administrationsoberflächen der Anbieter (bei Andasa: Google und Facebook) angezeigt. Die Reichweite des E-Mail-Marketings kann über das Messen der Öffnungsrate bestimmt werden.

Die maximale Wahrnehmungsdauer ergibt sich aus der Verweildauer. Andasa Nutzer verbringen im Durchschnitt ca. 4 Minuten auf der Website (andere Nutzer: ca. 2 Minuten). In dieser Zeit kann ein Stimulus wahrgenommen werden. Beim Suchmaschinen-Marketing liegt die Verweildauer im Bereich weniger Sekunden – dem Zeitraum, in welchem die Anzeige eingeblendet wird. Beim E-Mail-Marketing wird die Wahrnehmungsdauer durch die Zeit, die zum Lesen benötigt wird, bestimmt. Bei sozialen Netzen hängt die Verweildauer von der Intensität der Interaktion mit dem Nutzer ab und kann je nach Stimulus sehr unterschiedlich sein.

Eine Website und ein soziales Netz bieten dem Nutzer zahlreiche unterschiedliche Handlungsoptionen, während eine Suchmaschinenanzeige oder eine E-Mail in der Regel relativ wenige klickbare Links enthalten. Mehr erfassbare Handlungsoptionen erlauben

einerseits die Erfassung komplexeren Nutzerverhaltens. Andererseits wird damit auch die Ermittlung signifikanter kausaler Zusammenhänge komplexer.

Die Laufzeit eines einzelnen Experiments ist beim E-Mail-Marketing auf die Aussendung der Mails mit den Stimuli und die anschließende Auswertung des Nutzerverhaltens begrenzt. Experimente auf der Website, SEM und in sozialen Netzen können im Prinzip beliebig lang gestaltet werden. Das eröffnet zusätzliche Möglichkeiten, z.B. für Zeitreihen-Analysen, erlaubt aber auch die intensivere oder zusätzliche Einwirkung von Störgrößen.

Die Frequenz beschreibt, wie oft sich Experimente mit dem Instrument prinzipiell durchführen lassen (ohne Berücksichtigung der Zeitdauer des Erstellens oder der erzielbaren Stichprobengröße). Die Anzahl möglicher Experimente ist bei Newslettern durch die Anzahl der Aussendungen begrenzt.

Die Webseite von Andasa, die SEM-Anzeigen und die Facebook-Seiten bzw. -Anzeigen von Andasa sehen neben angemeldeten Andasa- Nutzern auch andere Personen. Bei der Webseite machen diese ca. 50%, bei den Anzeigen ca. 85% aus. Bei Facebook stehen die Zahlen nicht zur Verfügung. Den Newsletter und die Stand-Alone-Mails erhalten ausschließlich registrierte Andasa Mitglieder, die dem Empfang zugestimmt haben. Transactional E-Mails erhalten von diesen wiederum nur solche, die gerade eine Transaktion durchgeführt haben. Unterschiedliche Nutzergruppen können sich unterschiedlich verhalten. Die Gruppenzugehörigkeit muss deshalb bei der Stichprobenbildung berücksichtigt werden.

Die Website der Andasa GmbH bildet als Informationssystem das Geschäftsmodell Online-Cashback-System ab ist der zentrale Ort der Geschäftsabwicklung. Das geschäftliche und technische Risiko<sup>889</sup> bei Eingriffen an dieser Stelle ist demzufolge groß. Anders verhält es sich mit sozialen Netzwerken: Das technische Risiko ist gering, die Änderungsmöglichkeiten sind relativ klein und es gibt keine direkte Relevanz für das Geschäftsmodell. Dafür können sich dort entstehende Reputationsprobleme indirekt stark auf das Geschäft auswirken. SEM-Anzeigen hingegen sind einfach zu erstellen, schnell zu ändern und erreichen vorwiegend Menschen, die (noch) nichts mit Andasa zu tun haben. Beide Risiken sind demzufolge gering. Beim E-Mail-Marketing sind die technischen Risiken geringer als bei der Website, da es sich dabei nur um die personalisierte Gestaltung eines einzelnen Dokuments (HTML-E-Mail) handelt. Fehler im Newsletter haben keine unmittelbare Auswirkung auf den Betrieb der Website. Die geringe Reichweite der Transactional-E-Mails erlaubt außerdem eine Korrektur, bevor größere Personengruppen von möglichen Problemen betroffen werden.

Die initialen Kosten einer Anpassung der Website sind hoch, es ist Software-Entwicklung dafür erforderlich. Suchmaschinen-Marketing ist das einzige der aufgeführten Instrumente mit laufenden Kosten (pro erfolgtem Klick), die je nach Anzeige schwanken können. Die Transactional-E-Mails sind hingegen einfach anpassbar und enthalten kaum durch Menschen zu erstellende Inhalte. Für die sozialen Netzwerke ist keine Software-Entwicklung nötig, dafür steht die Schaffung interessanter redaktioneller Inhalte im Vordergrund. Gleiches gilt für die Newsletter.

---

<sup>889</sup> Zum Risikomanagement vgl. z.B. (Kollert, 2005 S. 13ff).

Tabelle 36 fasst die Bewertungen der verschiedenen Online-Marketing-Instrumente von Andasa entsprechend dieser Kriterien zusammen.

	Website	SEM	SN	E-Mail-Marketing <sup>890</sup>		
				Transactional-Emails	Stand-Alone	Newsletter
<b>Reichweite</b>	mittel	mittel	mittel	gering	hoch	hoch
<b>Wahrnehmungsdauer</b>	lang	kurz	-	mittel	mittel	mittel
<b>Interaktivität</b>	hoch	gering	hoch	gering	gering	gering
<b>Laufzeit</b>	beliebig	beliebig	beliebig	kurz	kurz	kurz
<b>Frequenz</b>	beliebig	beliebig	beliebig	beliebig	< 10/Jahr	wöchentl.
<b>Zielgruppe</b>	Andasa Nutzer, Andere	Andasa Nutzer, Andere	Andasa Nutzer, Andere	Andasa Nutzer mit Transakt.	Andasa Nutzer	Andasa Nutzer
<b>Risiko</b>	hoch	gering	mittel	gering	mittel	mittel
<b>Anzahl Parameter</b>	hoch	gering	mittel	gering	mittel	mittel
<b>Kosten</b>	hoch	hoch	mittel	gering	mittel	mittel

Tabelle 36: Online-Marketing-Instrumente der Andasa GmbH

Betrachtet man diese Instrumente unter dem Gesichtspunkt einer Eignung für Experimente, erscheint das E-Mail-Marketing, und dabei speziell der Newsletter, am geeignetsten. Im Vergleich zu den anderen Disziplinen erreicht eine Newsletter-Aussendung viele Testpersonen in einem relativ kurzen Zeitraum. Damit kann zum einen die erforderliche Stichprobengröße schnell erreicht werden, zum anderen haben weniger Störgrößen einen Einfluss auf das Ergebnis als bei länger laufenden Kampagnen. Die Grundgesamtheit ist homogen, der Newsletter hat ausreichend Freiheitsgrade für unterschiedliche Stimuli, und Experimente können oft (wöchentlich) durchgeführt oder wiederholt werden.

### 3.3.2 Stimulus-Auswahl

E-Mails besitzen zahlreiche Eigenschaften, die individualisiert werden können und als unabhängige Variable zur experimentellen Variation in Frage kommen, z.B. die formale Gestaltung, der Versandzeitpunkt oder der Inhalt<sup>891</sup>.

<sup>890</sup> Siehe auch Abschnitt 2.3.2.3.

Die Erweiterung des zur Verfügung stehenden Verhaltensdatenpools auf Multi-Shop-(Transaktions-)Daten legt eine Verwendung zur inhaltlichen Personalisierung der unterbreiteten Angebote nahe, um Unterschiede zur Verwendung von Durchschnittsannahmen herauszuarbeiten. Die Konzentration auf gestaltungsunabhängige Elemente erleichtert darüber hinaus den Ausschluss von einigen Störgrößen, z.B. Unterschieden in der Darstellung oder bei der Zustellung.<sup>892</sup>

Bei der Gestaltung waren betriebswirtschaftliche Restriktionen der Andasa GmbH zu berücksichtigen. So mussten alle Varianten für den Nutzer sinnvoll sein, in das Marketing-Konzept passen, keine grundsätzlichen Änderungen an Gestaltung oder Inhalt des Newsletters<sup>893</sup> bewirken und bei der Bonusgestaltung im Kostenrahmen bleiben.

Deshalb wurden die Stimuli so gewählt, dass sie die Darstellung des Bonus und der Angebote beeinflussten und keine Änderung an der Website, Geschäftsprozessen oder Eckdaten des Geschäftsmodells verlangten. Damit wurden gleichzeitig der erforderliche Aufwand und die Kosten auf Seiten des Partners minimiert.

Mit dem Marketing-Team von Andasa wurden zwei variierbare Bereiche identifiziert: Zum einen die Darstellung des Bonus (z.B. absolut oder relativ, Angabe hoher oder niedriger Mindestbestellwerte in Abhängigkeit vom individuellen Bestellverhalten,...), zum anderen die Zusammenstellung der beworbenen Shops. Im zweiten Fall sind sehr einfache Verfahren zur Bestimmung der durchschnittlichen Empfehlung möglich (Shops mit der größten Anzahl an Bestellungen, mit dem höchsten Umsatz oder den meisten Klicks, Festlegung der Marketing-Abteilung, Angaben in öffentlich verfügbaren Analysen oder aus Finanzberichten der Unternehmen).

### 3.3.3 Entwurf des Experimentaldesigns

Das Experimentaldesign ist ein Plan für die Durchführung eines Experiments.<sup>894</sup> Das Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Erforschung der Auswirkungen der Verwendung von Multi-Shop-Konsumentenverhaltensdaten auf den wirtschaftlichen Erfolg von Empfehlungssystemen im Online Marketing. Dafür wird ein Internet-basiertes, feldexperimentelles Vorgehen gewählt. Durch die damit erreichte non-Reaktivität (den Teilnehmern ist nicht bewusst, dass sie an einem Experiment teilnehmen) und die Größe der Teilnehmergruppe lassen sich aussagekräftigere Ergebnisse als in Laborversuchen oder durch Befragungen erwarten.<sup>895</sup>

---

<sup>891</sup> Siehe Abschnitt 2.3.2.3.2.

<sup>892</sup> Die experimentelle Manipulation muss so gewählt werden, dass sie möglichst robust gegenüber Störvariablen ist. (Hildebrandt, et al., 1999 S. 4), (Wagner, 2001 S. 5)

<sup>893</sup> Siehe Anhang 6.3.3.1 für typisch gestaltete Beispiele.

<sup>894</sup> Vgl. (Hampel, 2011 S. 225), (Kuhfeld, et al., 1994 S. 546).

<sup>895</sup> Siehe auch Abschnitt 2.5.1.

---

Die Beeinflussung des Konsumentenverhaltens (abhängige Variable) wird durch aktive Personalisierung der Angebote (unabhängige Variable) des E-Mail-Stimulus erzeugt und über Online-Marketing-Controlling gemessen.

Damit können Online-Feldexperimente konstruiert werden, indem die Hypothesen zum Nutzerverhalten direkt für die Personalisierung von Angeboten im Newsletter für Stichproben der Andasa Nutzer angewendet werden und eine Kontrolle auf signifikante Unterschiede hinsichtlich ihres Verhaltens im Vergleich zu einer Kontrollgruppe ohne Personalisierung erfolgt. Dafür sind entsprechende Daten zur Reaktion der Versuchspersonen zu erheben. Eine Auswertung der ermittelten Daten kann dann mit den Mitteln der schließenden Statistik erfolgen.<sup>896</sup>

Für die Personalisierung an sich ist eine Auswahl unter den Empfehlungsverfahren<sup>897</sup> zu treffen und eine konkrete Implementierung des ausgewählten Verfahrens durchzuführen. Um geeignete Verfahren zu identifizieren und ein grundlegendes Verständnis für das Verhalten der Nutzer zu erlangen, bietet sich an, zuerst eine Datenanalyse bzw. Data Mining der bereits vorhandenen Verhaltensdaten durchzuführen. Dafür wird ein Data-Mining-Prozess auf Basis eines Data-Mining-Systems eingesetzt.<sup>898</sup>

Die Experimente werden in Form von A/B-Tests<sup>899</sup> durchgeführt. Diese sind in der Online-Marketing-Praxis weit verbreitet.<sup>900-901</sup> Unter einem A/B-Test wird ein Verfahren verstanden, in welchem der Einfluss einer zweiwertigen Testvariablen auf eine Zielgruppe untersucht wird. In der Fachliteratur wird dieser Test auch Split-Run-Test genannt.<sup>902</sup> Zur Durchführung wird eine Zielgruppe zufällig<sup>903</sup> in zwei Untergruppen A und B aufgeteilt. In jeder Gruppe wird die Reaktion auf einen Wert der Testvariablen beobachtet. Zur Beurteilung der Testvariablen können die Mittelwerte und Varianz der Reaktionen der einzelnen Untergruppen mit einander verglichen werden. In der mathematischen Statistik ist ein A/B-Test ein Zweistichproben *t*-Test, bei dem die Mittelwerte zweier Stichproben verglichen werden, um Aufschluss über deren Grundgesamtheit zu bekommen. Es handelt sich um ein Between-Subjects-Design.<sup>904</sup>

Ursprünglich dem Bereich der Medizin<sup>905</sup> entstammend, wird dem Feldexperiment in dieser Form im (Direkt-)Marketing schon länger große Bedeutung beigemessen: „No expert opinions, checklists, laboratory experiments or observations ... can match the reality based validity of true field experiments that are represented by incorporating

---

<sup>896</sup> Vgl. z.B. (Berekoven, et al., 2006 S. 230ff).

<sup>897</sup> Siehe Abschnitt 2.4.5.

<sup>898</sup> Siehe Abschnitt 2.5.1.

<sup>899</sup> Siehe Abschnitt 2.5.3.4.

<sup>900</sup> Vgl. z.B. (Eisenberg, et al., 2008), (Fischer, 2008 S. 637ff), (Kröger, 2011 S. 147ff).

<sup>901</sup> Beispiele für durchgeführte A/B-Tests führt <http://www.abtests.com> auf.

<sup>902</sup> (Bell, et al., 2006 S. 309)

<sup>903</sup> Bei nicht bekannten Störfaktoren bietet die Randomisierung eine wirksame Methode zur Rekrutierung von Kontrollgruppen (Mueller, et al., 2000 S. 550).

<sup>904</sup> Vgl. z.B. (Celma, 2010 S. 125).

<sup>905</sup> Vgl. (Woodside, 1996 S. 229).

some form of direct response in all advertising and then measuring the difference between one advertising effort and another by comparing the number of responses received and sales made in a scientific A-B split-run test of the two efforts.“<sup>906</sup>

Der A/B-Test erlaubt es, Marketing-Variablen in einer Real-World-Umgebung zu testen<sup>907</sup> mit dem Ziel, die Auswirkungen einer Änderung zu messen, bevor eine Entscheidung getroffen wird. Für den Test werden zwei Varianten des zu testenden Elements (E-Mail, Website, Call-to-Action, Banner, Landing Page) erzeugt, die sich nur in einer einzigen Variable unterscheiden (z.B. Größe, Farbe, Bild, Text, Preis, Rabatt, Layout,...).<sup>908</sup> Diese werden dann simultan und zufällig an zwei Gruppen von Empfängern versandt. Der Erfolg einer Variante wird anhand eines vordefinierten Erfolgsmaßes, z.B. Click-Through-Rate, Öffnungsrate, Conversion-Rate, bestimmt.<sup>909910</sup>

Es handelt sich bei den durchzuführenden Untersuchungen um Experimente vom Typ **EA-CA**<sup>911</sup>, die Werte der abhängigen Variablen in Test- und Kontrollgruppe werden nach dem Einsatz der unabhängigen Variablen gemessen, die Wirkung ergibt sich aus der Differenz zwischen Experimentier- und Kontrollgruppe zum gleichen Zeitpunkt (Newsletter-Versand). Störvariablen werden vernachlässigt, es wird eine gleiche Ausgangslage vor Durchführung des Experiments vorausgesetzt.

Im Kontext der Fragestellung liegt den Experimenten kein Modell der unabhängigen Faktoren und Störgrößen zugrunde. Weder ihre Zahl noch ihre Abhängigkeiten sind bekannt. Aus diesem Grund sind alle durchgeführten Experimente informaler Natur. Dabei wird davon ausgegangen, dass die Störgrößen unabhängig voneinander sind und alle Testeinheiten von den Störfaktoren mit der gleichen Intensität getroffen werden. Die Wirkung einer unabhängigen Variablen wird allein durch eine Betrachtung der Differenzen ermittelt.<sup>912</sup>

Es kann bei den Newsletter-Experimenten nur dann davon ausgegangen werden, dass die gleichen Störgrößen mit gleicher Intensität auf die Testeinheiten wirken, wenn eine Betrachtung der abhängigen Variable(n) gleichzeitig in der Versuchsgruppe und in der Kontrollgruppe stattfindet. Messungen zu anderen Zeitpunkten können völlig anderen Bedingungen unterliegen. So kann zum Beispiel bereits das unterschiedliche Wetter zum Zeitpunkt der Messung die abhängigen Variablen zusätzlich beeinflussen.

Die Bestimmung der Stichproben erfolgt durch uneingeschränkte Zufallsauswahl ohne „Zurücklegen“ (Degen, et al., 2002 S. 282): Die Empfänger der unterschiedlichen Newsletter-Varianten werden bei jeder Aussendung zufällig bestimmt, die Wahrscheinlichkeit, in die Stichprobe zu gelangen, ist also für alle Testeinheiten gleich und jeder

---

<sup>906</sup> (Woodside, 1996 S. 228f), vgl. (Rapp, et al., 1990 S. 101), (Caples, 1975), (Ogilvy, 1983 S. 9).

<sup>907</sup> Vgl. (Eisenberg, 2004).

<sup>908</sup> Vgl. (Chopra, 2010), (Eisenberg, 2005).

<sup>909</sup> (Nicola, et al., 2012 S. 26), vgl. (Chopra, 2010), (Eisenberg, 2005)

<sup>910</sup> Siehe Abschnitte 2.3.1 und 2.3.2.3.4.

<sup>911</sup> Siehe Abschnitt 2.5.3.

<sup>912</sup> (Meffert, et al., 2008 S. 162), vgl. (Tull, 1987 S. 151ff).



Empfänger erhält genau einen Newsletter. Das Vorgehen entspricht einem Urnenmodell ohne „Zurücklegen“.<sup>913</sup> Die Stichproben sind unverbunden.

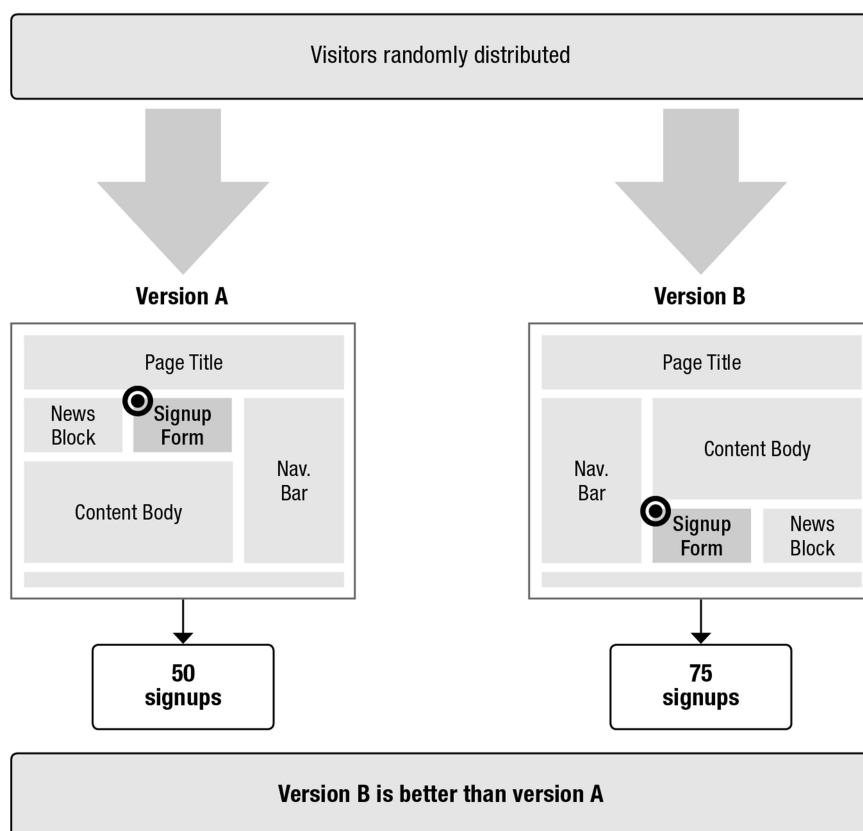


Abbildung 55: A/B-Testing am Beispiel zweier Varianten einer Website nach (Chopra, 2010)

Die betrachteten abhängigen Variablen werden auf metrischem Skalenniveau gemessen (z.B. Umsatz, Transaktionen), während die unabhängigen Variablen auf nominalem Skalenniveau erfasst werden (z.B. Nutzer hat Variante A oder B des Werbemittels erhalten). Für Experimente mit dieser Kombination von Skalenniveaus bietet sich die Varianzanalyse<sup>914</sup>, im speziellen Fall von nur zwei unverbundenen<sup>915</sup> Stichproben mit verschiedenen Testeinheiten der *t*-Test für unverbundene Stichproben als einfache Variante an.<sup>916</sup>

<sup>913</sup> Vgl. (Bourier, 2011 S. 201, 48, 137).

<sup>914</sup> Vgl. (Backhaus, et al., 2006 S. 10).

<sup>915</sup> Bei unverbundenen (auch: unabhängigen) Stichproben sind die erhobenen Stichproben voneinander unabhängig. Besteht ein Zusammenhang, z.B. bei wiederholten Messungen an den gleichen Merkmalsträgern, werden die Stichproben als verbunden (Rönz, et al., 1994 S. 412; Genschel, et al., 2005 S. 243f) oder gepaart (Polasek, 1997 S. 56) bezeichnet.

<sup>916</sup> (von Detten, et al., 2008 S. 8f)

Jedes einzelne Experiment umfasst die Schritte: randomisierte Zuteilung der Testpersonen zu einer Untersuchungsgruppe, Zusendung des gruppenspezifischen E-Mail-Stimulus und anschließende Erfassung und Auswertung des Konsumentenverhaltens.

Bei der Personalisierung von Newslettern handelt es sich um eine Methode des Internet Marketings. Dabei erfolgt die Steuerung und Überwachung durch Online Marketing Controlling<sup>917</sup> (siehe Abschnitt 2.5.1). Grundsätzlich können bei entsprechenden Online-Feldexperimenten je nach Schwerpunkt des Experiments sehr unterschiedliche Verfahren zur Datenerhebung (siehe Abschnitt 2.5.1) zum Einsatz kommen, z.B. Web-Analytics, Erfassung von Maus-Bewegungen, Logfile-Analyse oder Befragungen.<sup>918</sup> Man unterscheidet dabei reaktive und nicht-reaktive Messverfahren – der Nutzer ist sich des Experiments bewusst bzw. nicht bewusst<sup>919</sup>. Durch nicht-reaktive Erhebung können Daten zum Verhalten relativ frei von Störgrößen erfasst werden.<sup>920</sup>

Zielkriterien beim (Online-)Marketing-Controlling sind oft gewünschte Änderungen bestimmter ökonomischer Kenngrößen, z.B. Umsatz, Profit oder Anzahl der Kunden. Im Bereich der Marketing-Forschung sind insbesondere die Auswirkungen unterschiedlicher Varianten unabhängiger Marketing-Variablen hinsichtlich dieser abhängigen Ziele (Marktreaktionen) von Interesse.<sup>921</sup> Der Zusammenhang zwischen den erfassten Verhaltensdaten und den betriebswirtschaftlichen Kennzahlen wird mit Conversion-Raten<sup>922</sup> hergestellt.<sup>923</sup> Diese stehen deshalb auch im Mittelpunkt der durchzuführenden Experimente.

Zur Umsetzung der Experimente ist ein A/B-Testsystem sowie ein Empfehlungssystem mit ausgewählten Recommendern erforderlich, welches die erforderlichen Funktionen zur randomisierten Zusammenstellung der Testgruppen, der Variation der unabhängigen Variable über das Empfehlungssystem und der Erfassung des Nutzerverhaltens ermöglicht. Diese Systeme müssen evaluiert werden und sollten für Prüfung und Wiederholung der Experimente längerfristig zur Verfügung gehalten werden.

---

<sup>917</sup> Auch als Web Controlling bezeichnet.

<sup>918</sup> Weitere Möglichkeiten zur Datenerhebung sind z.B. Fallstudien oder Befragungen repräsentativer Stichproben. (Töpfer, 2009 S. 186f)

<sup>919</sup> Vgl. (Zerr, 2003 S. 383f).

<sup>920</sup> (Bensberg, et al., 1999 S. 431)

<sup>921</sup> (Meffert, et al., 2008 S. 164)

<sup>922</sup> Vgl. z.B. (Fischer, 2008 S. 631).

<sup>923</sup> (Reinecke, et al., 2010 S. 440f)

---

## 4 Umsetzung

Um die im Forschungskonzept (Abschnitt 1.3) aufgeworfenen Teilfragen zu beantworten und die Hypothesen zu prüfen, wurde in Kapitel 3, aufbauend auf den in Kapitel 2 dargestellten Grundlagen, das grundlegende Forschungsdesign vorgestellt.

In diesem Kapitel wird die Umsetzung der einzelnen Phasen erläutert. Zuerst wird dazu auf die Architektur und Implementierung der erforderlichen Software-Systeme bzw. Software-Komponenten eingegangen und wichtige Prozesse bei der Datenerhebung vorgestellt.

Dem schließt sich eine Bewertung der Ergebnisse der Usability-Evaluation auf Basis des Fragebogens ISONORM 9241/110-S an.

Danach werden die ausgewählten Methoden zum Data Mining angewandt, um das zugehörige System zu evaluieren, Muster in der gewählten Datenbasis zu entdecken und ausgewählte Fragestellungen zu beantworten.

Im nächsten Schritt wird die A/B-Testkomponente funktional evaluiert, indem Experimente zum Käuferverhalten in Reaktion auf absolute und relative Rabatt-Darstellungen durchgeführt und die Ergebnisse analysiert werden.

Schließlich erfolgt die Anwendung der Personalisierungskomponente zur Empfehlung von Shops Konsumenten, um die Hypothesen empirisch zu prüfen und gleichzeitig diese Komponente zu evaluieren. Die Ergebnisse aller Phasen werden jeweils einer kritischen Diskussion unterzogen.

### 4.1 Architektur und prototypische Implementation

Entsprechend des Forschungskonzeptes sind die neuen Komponenten Data-Mining-System, A/B-Test-System und das Personalisierungssystem (siehe Abbildung 48) zu realisieren. Im Rahmen des geförderten Forschungsprojekts „Smarter Shopping“ ermöglichte die Andasa GmbH die Umsetzung der Komponenten auf der operativen Plattform des gleichnamigen Online Cashback- Systems. Die konkrete Umsetzung wird in den anschließenden Abschnitten beschrieben.

Inhalte der Abschnitte 4.1.3 und 4.1.4 wurden in (Fassauer, et al., 2015, noch nicht erschienen) vorgestellt.

#### 4.1.1 Das Data-Mining-System

Das Data-Mining-System stellt einen wesentlichen Teil der Architektur des Testsystems dar. Es befindet sich auf dem Datenanalyse-Server (siehe Anhang 6.3.1.1).

Neben dem Data Warehouse auf Basis des Microsoft SQL-Servers 2008 wurden auf dem System die ausgewählten Data-Mining-Werkzeuge (R, BayesiaLab, Microsoft SQL Server Analysis Services Version 2008, Excel 2007, Microstrategy) installiert.

Aufgrund der technischen Vorgaben (SQL-Datenbank und entsprechende Kenntnisse sind vorhanden) wurde ein ROLAP-Setup mit einem Stern-Schema (vgl. Seite 164ff) als Grundstruktur gewählt. Abbildung 55 zeigt die Struktur des Schemas.

---

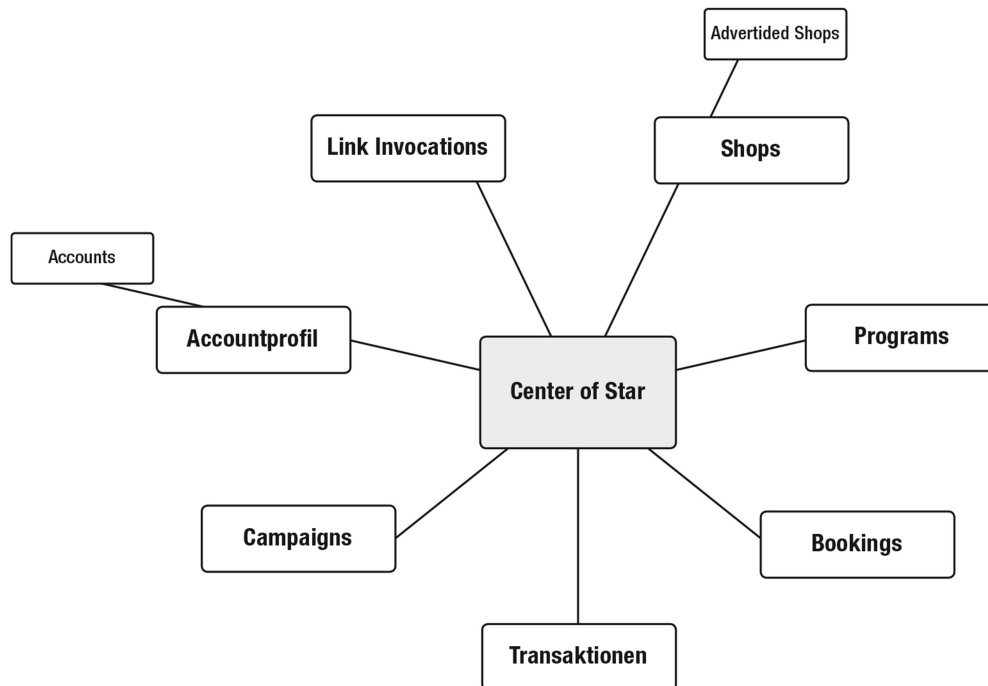


Abbildung 56: Star-Schema des Data Warehouses

In dieses Schema werden mit dem in Abschnitt 4.1.2 beschriebenen ETL-Prozess die pseudonymisierten Daten geladen.

Auf dem Datenanalyse Server wird ein OpenDatabaseConnectivity Treiber (ODBC) und ein JavaDatabaseConnectivity Treiber (JDBC) installiert, wodurch ein direkter Zugriff auf die Datenbank durch *R* und BaysiaLab ermöglicht wird. Für ODBC muss in *R* zusätzlich das RODBC-Paket geladen werden.

Für die einzelnen Analysen werden SELECT-Statements über ODBC an den Datenbankserver gesendet, um die benötigten Daten in den *R*-Workspace zu laden und dort zu verarbeiten. Die verschiedenen Analysen und Skripte befinden im Anhang 6.3.2.1. Für die Entwicklung der Bayes'schen Netze in BaysiaLab wird äquivalent über JDBC vorgegangen.

Für anzulegende Data Marts werden im Data Warehouse separate Datenbanken angelegt, in welchen die speziell aufbereiteten Daten angelegt werden. Die Übertragung erfolgt dabei je nach Transformation entweder direkt über SQL-select/insert Statements oder über Export/Import.

#### 4.1.2 Der ETL-Prozess

Im ETL-Prozess werden die benötigten Daten aus dem Andasa OLTP-System extrahiert und in einem Staging-Bereich zur Transformation bereitgestellt. Eine Integration der Daten ist nicht erforderlich, weil das Andasa-System selbst bereits eine Aggregation mehrerer Datenquellen darstellt. Im Transformationsschritt bereinigt Andasa die Daten. Dabei finden zusätzliche Informationen aus anderen Datenbank-Bereichen sowie Andasa-spezifisches Domainwissen Verwendung. Im letzten Schritt der Transformation werden die Nutzerdaten von Andasa pseudonymisiert. Anschließend werden die Daten das Data Warehouse geladen und stehen für das Data Mining zur Verfügung.

Die Menge der Daten erlaubt eine solche Vorgehensweise (Tabelle 37), ohne dass es beim operativen Betrieb (insbes. Performance, Backup) zu Einschränkungen kommt.

Tabelle	Einträge	Größe (MB)
Accounts	120.000	75
Bookings	400.000	270
Transactions	350.000	200
LinkInvocations	8.500.000	2100
Campaigns	100	0,5
Payments	10.000	15
MasterCardSubscriptions	5.000	2

Tabelle 37: Kardinalitäten des Andasa Datenbestandes

Wegen der relativ geringen Datenmenge, der großen Homogenität (die Daten werden seit 2007 in einheitlicher Form erhoben) und der fehlenden Notwendigkeit einer Datenintegration wird auf den Einsatz von weiteren Werkzeugen im ETL-Prozess verzichtet.

Abbildung 57 zeigt die logischen Systeme, die während des ETL-Prozesses in der Andasa GmbH genutzt werden. Es existieren zwei Server, ein produktives System ms-sql (ms-sql.andasa.de) und ein Data Warehouse dwh (dwh.andasa.de). Beide Systeme besitzen eine MS-SQL (MicroSoft SQL) Datenbank und können über eine Schnittstelle in monatlichen Abständen die Daten aus dem Produktivsystem in das Data Warehouse überführen.

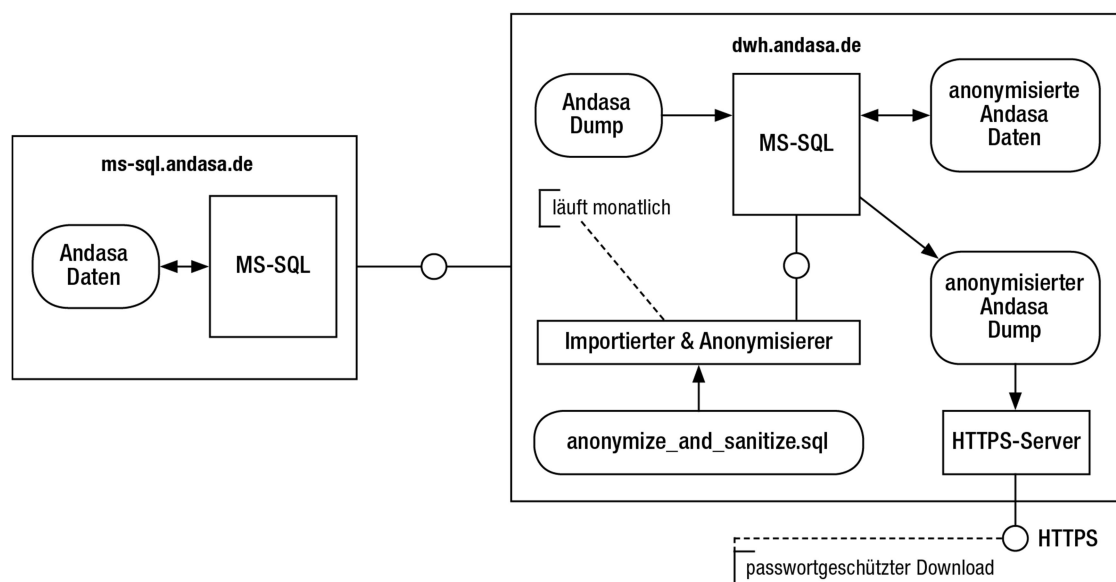


Abbildung 57: physische und logische Systeme des ETL-Prozesses bei Andasa

Bei der Übernahme wird ein Datenbank-Dump<sup>924</sup> erstellt. Dieser wird anschließend auf das DWH übertragen. Hier kann dieser Dump nun von einem Skript (Importer) in den Datenbankserver eingespielt werden. Anschließend sorgt das Skript (Anonymisierer) dafür, dass die Daten anonymisiert werden. Weiterhin können verschiedene Bereinigungsschritte durchgeführt werden.

Die Bereinigungsschritte können Daten aufgrund von Größe oder Qualität entfernen, so dass am Ende des Prozesses nur anonymisierte in annehmbarer Qualität vorliegen.

Um die Informationen potentiell anderen Forschern zur Verfügung zu stellen, wird ein weiterer, nun anonymisierter, Datenbank Dump erstellt. Dieser wird an einem Ort platziert, von dem er passwortgeschützt über das HTTPS Protokoll<sup>925</sup> heruntergeladen werden kann.

Obwohl die Daten nun keinerlei Kundenbezug mehr enthalten, ist besondere Sorgfalt beim Umgang mit ihnen erforderlich. In der Literatur sind Beispiele erfolgreicher De-Anonymisierungen beschrieben.<sup>926</sup> Um das zu gewährleisten, wurde für alle Systeme ein Zugriffs- und Handhabungsprozess festgelegt, der Zugang zum System wird protokolliert und ist nur einem bekannten Personenkreis mittels Login / Passwort möglich:

Das Logging des HTTPS Servers stellt sicher, dass später nachvollzogen werden kann, wer wann die Daten bezogen hat. Weiterhin kann durch eine feingranulare Benutzerverwaltung genau festgelegt werden, welcher Nutzer welche monatlichen Daten erhalten darf. Alle Systeme sind durch Firewalls geschützt.

#### 4.1.2.1 Datenerhebung

Es handelt sich bei den von Andasa erfassten Konsumentenverhaltensdaten um ausgewählte Internet-Bestelldaten der teilnehmenden Online Shops, die von Andasa zur Berechnung des an die Nutzer auszahlenden Bargeld-Bonus verwendet werden. Historische Daten liegen ab Januar 2008 (Beginn des Unternehmensbetriebes) vor. Wesentliche Attribute sind: Klick-Zeitpunkt, Kaufzeitpunkt, Umsatz, Status (offen/storniert/abgeschlossen). Diese befinden sich hinter einer Firewall im OLTP-System von Andasa in mehreren Tabellen einer Microsoft SQL-Server Datenbank. Ein vereinfachtes Entity-Relationship-Modell (ERM) davon stellt Abbildung 56 dar:

---

<sup>924</sup> Vollständiges Abbild einer Datenbank (Farkisch, 2011 S. 62).

<sup>925</sup> Das HTTPS-Protokoll (Hypertext Transfer Protocol Secure) ist ein HTTP-Protokoll das mit dem SSL-Protokoll verschlüsselt wurde. Das Protokoll wird für gesicherte Transaktionen mit Authentifizierung und Verschlüsselung über das Internet eingesetzt und setzt auf dem TCP/IP-Protokoll auf. Die Portnummer für HTTPS ist 443. Beim HTTPS-Protokoll findet der Schlüsselaustausch des geheimen Schlüssels über das Diffie-Hellman-Verfahren statt. Der öffentliche Schlüssel wird über digitale Zertifikate ausgetauscht. Dadurch ist eine abhörsichere Übertragung der Nutzdaten gewährleistet. (Lexikon IT Wissen, Stichwort: HTTPS, 2014)

<sup>926</sup> (Barbaro, et al., 2006; Narayanan, et al., 2008 S. 111ff)

---

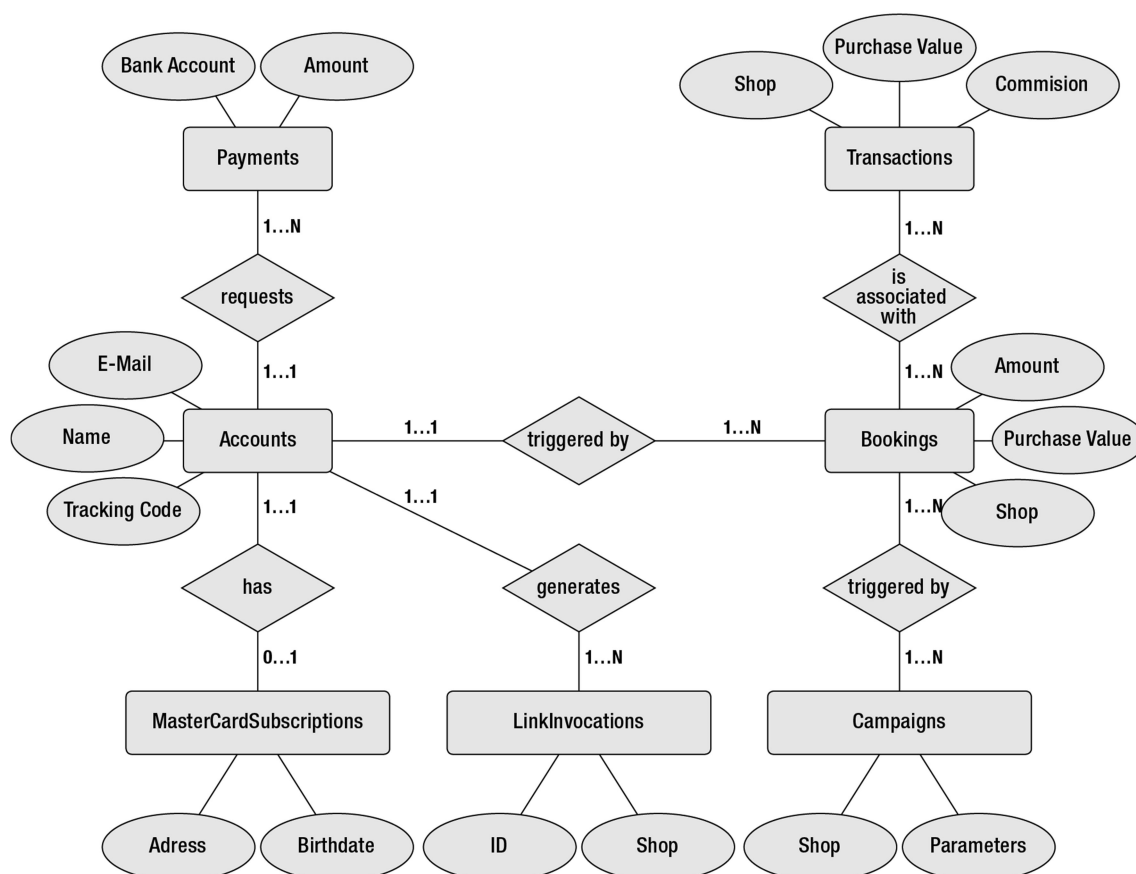


Abbildung 58: vereinfachtes ERM des Andasa OLTP

In der Tabelle *Accounts* werden die registrierten Nutzer gespeichert. Alle den Nutzern zugewiesenen Boni befinden sich in der Tabelle *Bookings*, die zugehörigen Bestellungen in *Transactions*. Laufende Marketing-Kampagnen werden in *Campaigns* gespeichert und sind mit den durch sie erzeugten Bestellungen und daraus resultierenden Boni verknüpft.

*Payments* speichert alle Auszahlungen an Nutzer, während *LinkInvocations* alle Aufrufe von Partner-Shops beinhaltet.

#### 4.1.2.2 Datenbereinigung

Aufgrund der in § 40 BDSG festgehaltenen Datenschutzbestimmungen muss die Anonymisierung der zur Analyse benötigten Daten auf Seiten der Andasa GmbH stattfinden. Damit wird sichergestellt, dass sich für die wissenschaftliche Arbeit keine personenbezogenen Daten im Data Warehouse befinden und keine Rückschlüsse von Daten auf individuelle Personen möglich sind.

Um eine optimale Datenanonymisierung zu erreichen, wird von Andasa ein Bild ihrer Datenbank erzeugt, welches mit einem SQL-Skript<sup>927</sup> anonymisiert wird. Alle personenbezogenen Daten werden aus den Datensätzen entfernt, dazu gehören Name, Anschrift

<sup>927</sup> Siehe Anhang 6.3.2.2.1.

und Bankverbindung. Falls für die Analysen nicht explizit notwendig (beachte Datensparsamkeit, BDSG § 40 Abs. 2) werden auch Daten zu Geschlecht, Alter und Familienstand gelöscht. Die Wahrung der Datenkonsistenz und -qualität wird durch Checksummen über die Anzahl der Transaktionen, Kunden und Shops sichergestellt.

In einem zweiten Schritt wird bei Andasa die anonymisierte Datenbank von fehlerhaften oder unvollständigen Datensätzen bereinigt. Die Bereinigung oder auch Transformation findet in zwei Phasen statt. In der syntaktischen Transformation werden Datentypen und ihre numerische Darstellung überprüft. Bei der semantischen Transformation wird eine Objektidentifizierung vorgenommen, um fehlerhafte Datensätze zu entfernen (wenn z.B. ProduktID und Beschreibung, Stadt und PLZ, ShopID und ProduktID nicht konsistent sind).

Typische Datenfehler, die in Zusammenarbeit mit Andasa Mitarbeitern bereinigt werden können, sind z.B. mit einem falschen Typ eingebuchte Bestellungen oder nach impliziten Konventionen unstrukturiert in Kommentar-Feldern abgelegte Daten.

### 4.1.3 Die A/B-Testumgebung

In diesem Abschnitt wird die Umsetzung der A/B-Testumgebung und der unterstützten Prozesse anhand von schematischen Darstellungen der erzeugten Datenstrukturen sowie Screenshots aus der Administrationsoberfläche überblickartig vorgestellt. Die theoretischen Grundlagen zum A/B-Testverfahren wurden in Abschnitt 2.5.3.4 erörtert.

Die Grundlage der Entwicklung stellt die Andasa Plattform dar (siehe Abbildung 58).

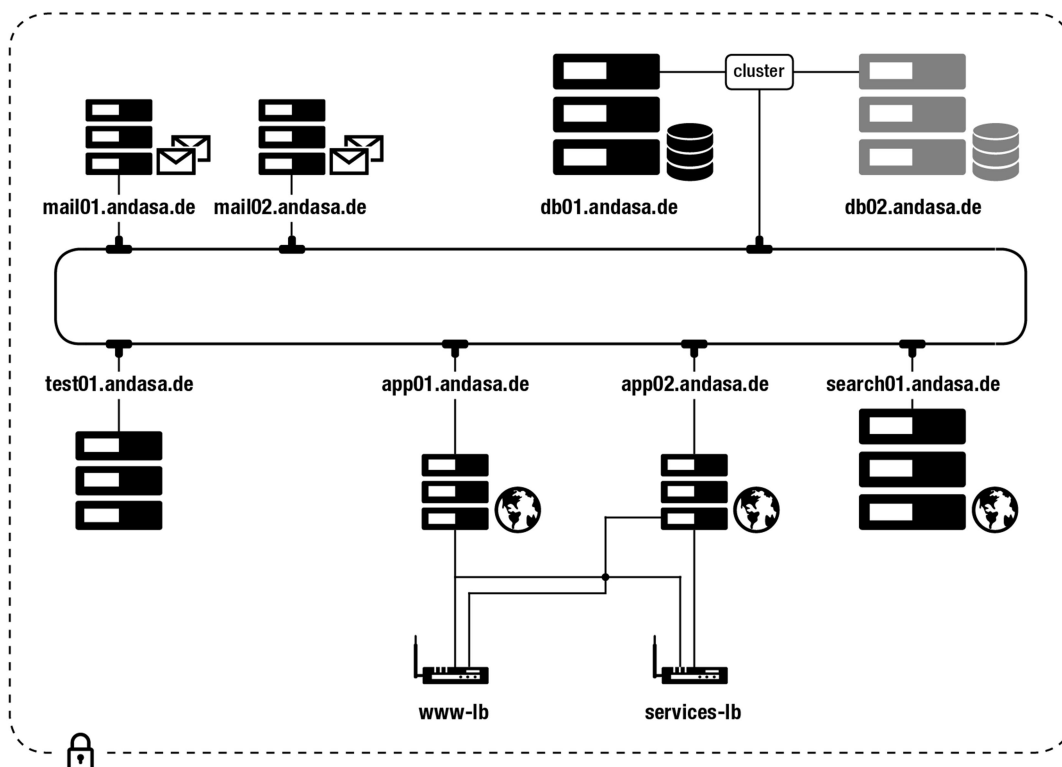


Abbildung 59: die Andasa Plattform



Diese besteht zur besseren Skalierbarkeit aus mehreren Teilsystemen. So können z.B. die Newsletter über mehrere, hinschaltbare Mail-Server parallel versandt werden. Die Entwicklung erfolgt auf einer Windows- Plattform (Windows Server 2008 R2, MS SQL Server 2008 R2, IIS 7.5) mit Visual Studio, C#, .NET 3.5, Git und Assembla.

In der Datenbank von Andasa besteht das Testmodul aus einer Erweiterung der bestehenden Datenstrukturen der Newsletter-Komponente um die Speicherung der notwendigen Informationen zu unterschiedlichen Newsletter-Varianten (Abbildung 60).

Die Newsletter-Komponente selbst stellt bereits ein einfaches Template-Konzept zur Strukturierung des Newsletter- Inhalts über sogenannte Building-Blocks Verfügung, welches auch für die Erzeugung der Varianten Verwendung findet.

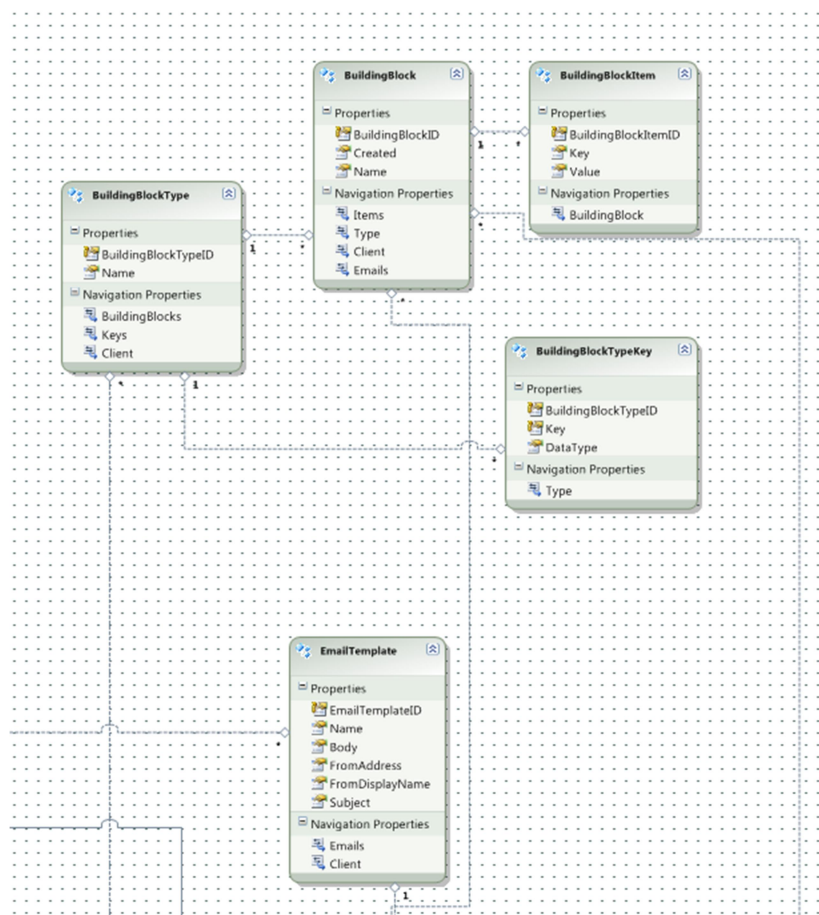


Abbildung 60: Datenbank-Schema (Ausschnitt E-Mail Content Management)

Im Folgenden werden anhand von Screenshots der Verwaltungsoberfläche der Aufbau und die Funktionsweise des Systems erläutert.

Im ersten Unterpunkt des Menüs Newsletter können Templates für verschiedene Newsletter angelegt werden. Diese Templates enthalten den strukturellen Aufbau und feste Elemente des späteren Newsletter und fungieren als Vorlage. Für die im A/B-Verfahren zu testenden Parameter enthält das Template Platzhalter, welche beim späteren Erstellen der Newsletter durch sogenannte Buildingblocks ersetzt werden (Abbildung 61).



Types“ können verschiedene Arten von Blöcken definiert werden. Darunter fallen z.B. ein Subjectblock für den Betreff oder ein Imageblock, um Bilder einzufügen.

LOGOUT

[Home](#) [Support](#) [Affiliate](#) [Newsletter](#) [MasterCard](#) [Statistics](#) [Campaigns](#) [Emails](#) [CMS](#) [System](#) [Help](#)

BuildingBlockID: 25  
 Created:   
 ClientID:   
 Name:   
 HTML: 

<a data-trackingcode="11,65EuroBrandsStyle" href="http://www.andasa.de/Brands+Style?utm\_source=breakingnews&utm\_medium=banner&utm\_campaign=take5" target="\_blank"></a>

Templates  
 Building Blocks  
 Building Block Types  
 Test  
 Servers

Save

Abbildung 62: User Interface Buildingblocks (CMS) (Andasa GmbH, 2013b)

Im vorletzten Menüpunkt können die verschiedenen Newsletter über das Ansprechen der passenden BockingIDs gerendert und überprüft werden.

[Home](#) [Support](#) [Affiliate](#) [Newsletter](#) [MasterCard](#) [Statistics](#) [Campaigns](#) [Emails](#) [CMS](#) [System](#) [Help](#)

[Backoffice](#) > [Emails](#) > Test

Email-Testversand über Andasa. Bitte [Link](#) im eingeloggtem Zustand aufrufen.

Cashbacknews 2012KW46

Building Block IDs:  ☐ Resolve More

Account ID:

Render

[Wenn die Cashback News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.](#)

14. November 2012

6,69 €

Cashback bis 18.11.2012

sheego (Sheego)

Bei einem Bestellwert von 223 Euro.

HIER KLICKEN

3,80 €

Cashback bis 18.11.2012

Allyouneed.com (Allyouneed.com)

Bei einem Bestellwert von 38 Euro.

HIER KLICKEN

Abbildung 63: User Interface Test Newsletter (Andasa GmbH, 2013b)

Zur Aufbereitung der Informationen werden die notwendigen Daten ausgelesen und in Excel mittels Pivot-Tabellen zusammengefasst (Abbildung 64).

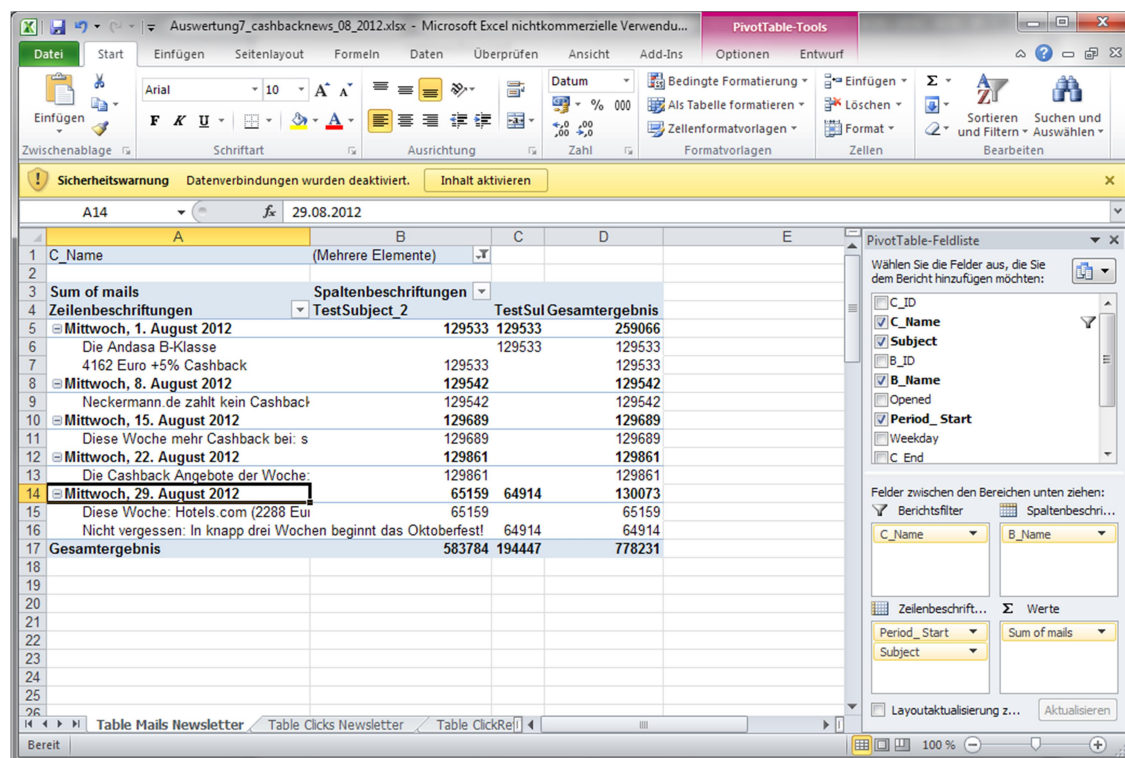


Abbildung 64: Excel Pivot-Tabellen zur Auswertung der A/B-Tests

#### 4.1.4 Das Empfehlungssystem

Nachdem die technischen Voraussetzungen zur Durchführung von A/B-Tests geschaffen wurden, wird im nächsten Schritt die Implementierung der Personalisierungsumgebung erläutert. Ziel ist es, durch verschiedene A/B-Tests neben globalen Parametern auch personalisierte Newsletter und verschiedene Recommender zu testen.

Unter Personalisierung wird in diesem Zusammenhang die Möglichkeit verstanden, automatisch jedem Nutzer einen individuellen Newsletter mit auf ihn zugeschnittenen Empfehlungen zuzustellen. Diese Empfehlungen werden durch Recommender anhand der bestehenden Datenbasis über verschiedene Algorithmen berechnet.<sup>928</sup> Dies soll im Folgenden anhand eines Beispiels für die Empfehlung von Shops erläutert werden.

Für die technischen Umsetzungen wurden dazu die in Abbildung 65 dargestellten Tabellen im bestehenden Datenbanksystem ergänzt.

<sup>928</sup> Die Neu-Berechnung erfolgt für die aktiven Recommender automatisch einmal täglich.



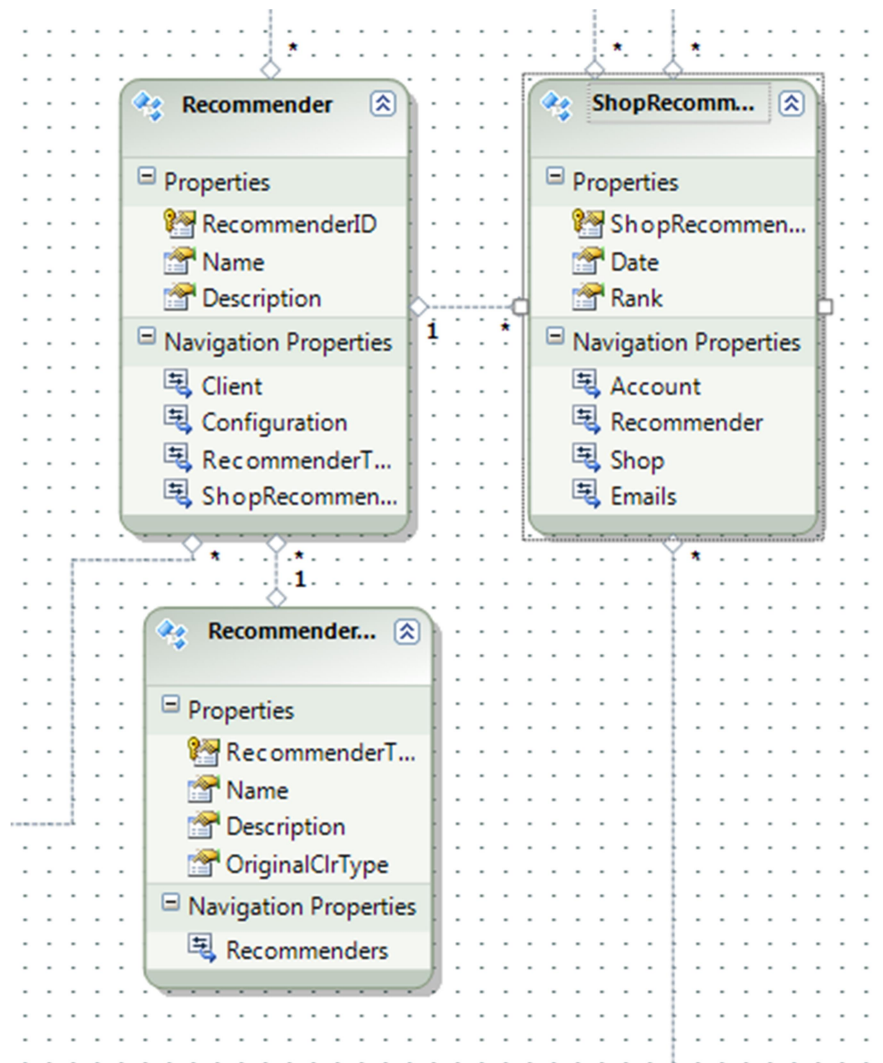


Abbildung 65: Datenbankschema – Ausschnitt Recommender

In der Tabelle *Recommender* können verschiedene Empfehlungsalgorithmen mit entsprechender Konfiguration und weiteren Parametern abgelegt werden. Die eigentliche Umsetzung der konkreten Verfahren erfolgt in Form von C#-Code und SQL (siehe Anhang 6.3.2.3).

Zur genaueren Bestimmung der Recommender ist diese Tabelle über eine 1-n-Verbindung mit der Tabelle *RecommenderTyp* verknüpft. Die durch den Recommender bestimmten Shop-Empfehlungen werden über eine 1-n-Verbindung in der Tabelle *ShopRecommendations* für jeden Nutzer abgelegt. Über die Verknüpfung der *ShopRecommendations* mit den *Accounts* können so für jeden User spezifische Recommendations abgefragt werden.

ID #	Name	Type	Description	
1	<a href="#">100 days</a>	MostRecentLinkInvocations	LinkInvocations of last 1 day	MaximumNumberOfRecommendationsPerTarget = "1" MinimumNumberOfRecommendationsPerTarget = "1"
2	<a href="#">100DaysRecs2</a>	MostRecentLinkInvocations		DaysToLookBack = "100" MaximumNumberOfRecommendationsPerTarget = "3" MinimumNumberOfRecommendationsPerTarget = "1"
3	<a href="#">60 days, 2 Recs</a>	MostRecentLinkInvocations	LinkInvocations of last 60 days	DaysToLookBack = "60" MaximumNumberOfRecommendationsPerTarget = "2" MinimumNumberOfRecommendationsPerTarget = "2"
#: 3				

Abbildung 66: Recommender i.d. Kampagnenverwaltung (Andasa GmbH, 2013b)

Im User Interface können nun unter dem Unterpunkt „Recommenders“ im Kampagnenmodul (Abbildung 66) die bestehenden Recommender eingesehen oder neue Recommender angelegt werden. Beim Anlegen neuer Recommender werden wie in Abbildung 67 dargestellt die entsprechenden Informationen eingetragen und durch bestätigen des Add-Buttons in der Datenbank gespeichert.

RecommenderID	1
Name	<a href="#">100 days</a>
Description	LinkInvocations of last 1 days
Type	<a href="#">MostRecentLinkInvocations</a>
<a href="#">Bearbeiten</a>	

ID	Key	Value	
2240	DaysToLookBack	100	<a href="#">Bearbeiten</a> <a href="#">Löschen</a>
2793	MaximumNumberOfRecommendationsPerTarget	1	<a href="#">Bearbeiten</a> <a href="#">Löschen</a>
2794	MinimumNumberOfRecommendationsPerTarget	1	<a href="#">Bearbeiten</a> <a href="#">Löschen</a>

Key:  Value:

Abbildung 67: Parameter eines Recommenders (Andasa GmbH, 2013b)

Unter Punkt „Building Block Types“ (Abbildung 68) wurden die zusätzlichen Blocktypen "ShopRecommendation", "twoShopRecommendation" und "singleShopRecommendation" angelegt, um über entsprechende Newsletter die Empfehlungen in den Newslettern zu erzeugen.

bo.andasa.de/email/buildingblocktypelist.aspx

Home Support **Affiliate** Newsletter MasterCard Statistics Campaigns Emails CMS System

Backoffice > Emails > Building Block Types

New

ID #	Name	Keys
1	<a href="#">Subject</a>	Text
2	<a href="#">Offers</a>	Heading Offer1Image Offer1Link Offer1Text Offer2Image Offer2Link Offer2Text Offer3Image Offer3Link Offer3Text Offer4Image Offer4Link Offer4Text
3	<a href="#">StatementInfoBox</a>	Button Content HeadingImage HeadingText
4	<a href="#">StatementOffer</a>	Image
5	<a href="#">StatementStatusInfo</a>	Content
6	<a href="#">MastercardInfo</a>	Content
7	<a href="#">Take5</a>	
8	<a href="#">Image</a>	HTML
9	<a href="#">ShopRecommendation</a>	Recommender ShopLink1 ShopName1
10	<a href="#">twoShopRecommendations</a>	Recommender ShopId1 ShopId2 ShopLink1 ShopLink2 ShopLogoLink1 ShopLogoLink2 ShopName1 ShopName2 ShopPercentage1 ShopPercentage2
11	<a href="#">singleShopRecommendation</a>	Recommender ShopId ShopLink ShopLogoLink ShopName ShopPercentage
#: 11		

Templates  
Building Blocks  
**Building Block Types**  
Test  
Servers

Abbildung 68: Buildingblock-Typen mit Recommendern (Andasa GmbH, 2013b)

Die Abbildung 69 zeigt beispielhaft, wie der Buildingblock mit der ID 11 als „singleShopRecommendation“ mit den entsprechenden Parametern und dazugehörigem Datentyp definiert wurde.

ID	11
Name	singleShopRecommendation
<a href="#">Bearbeiten</a>	

Key	Type	
Recommender	RecommenderID	<a href="#">Löschen</a>
ShopId	Text	<a href="#">Löschen</a>
ShopLink	URL	<a href="#">Löschen</a>
ShopLogoLink	URL	<a href="#">Löschen</a>
ShopName	Text	<a href="#">Löschen</a>
ShopPercentage	Text	<a href="#">Löschen</a>

Text

Abbildung 69: Parameter eines Buildingblock-Typs für Buildingblocks mit Recommendern (Andasa GmbH, 2013b)

Abschließend kann nun wie in Abbildung 70 ein Buildingblock mit einem entsprechenden Recommender definiert werden. Zusätzlich müssen in diesem Buildingblock auch zusätzliche Informationen wie Shop-Link und Cashbackhöhe und Art als Default-Werte definiert werden, falls der Recommender keine Ergebnisse liefert.

BuildingBlockID: 37

Created: 06/07/2013 10:24:18

ClientID: 1

Name: singleShopRecommendation

Recommender: 1

ShopId: 34

ShopLink: http://www.andasa.de/navigate.aspx?tc=

ShopLogoLink: http://d3m5048cblpyz1.cloudfront.net/wel

ShopName: Amazon Sport & Freizeit

ShopPercentage: 5

Abbildung 70: Buildingblock mit Recommender (Andasa GmbH, 2013b)



Zum Testen und Überprüfen der Recommender und ihrer Einstellungen wurde im Kampagnenmodul der Punkt „Test“ ergänzt. Abbildung 71 zeigt nochmal die Zusammenfassung der möglichen Einstellungen zum Testen und die durch den Recommender berechneten Shop-Empfehlungen.

The screenshot shows a web browser window with the URL `bo.andasa.de/campaigns/test.aspx`. The navigation bar includes links for Home, Support, Affiliate, Newsletter, MasterCard, Statistics, Campaigns, and Emails. A breadcrumb trail shows `Backoffice > Campaigns > Test`. A dropdown menu is open under 'Campaigns', showing options: Templates, Scopes, Workflows, Recommenders, and Test (which is highlighted).

### Context

Form fields for campaign context:

- Date (yyyy-MM-dd HH:mm:ss): 2013-06-10
- AccountID: 1
- ActiveCampaignID: (empty)
- ShopID: (empty)
- AudienceID (1 = Website, 2 = Toolbar): 1
- RecommenderID: 1

A 'Test' button is located below the form fields.

### Aggregated Bonus

Key	Value	Trace
Sale Percentage	2	<a href="#">1 (Andasa)</a>
Lead Percentage	50	<a href="#">1 (Andasa)</a>
Lead Amount	0	<a href="#">1 (Andasa)</a>
Start Bonus	10	<a href="#">1 (Andasa)</a>

### Recommendations

ShopID	Name
134	Otto

Abbildung 71: Überprüfung der Empfehlungen (Andasa GmbH, 2013b)

Durch Betätigen des Test-Buttons wird zur visuellen Überprüfung zusätzlich der entsprechende Newsletter wie in Abbildung 72 generiert.

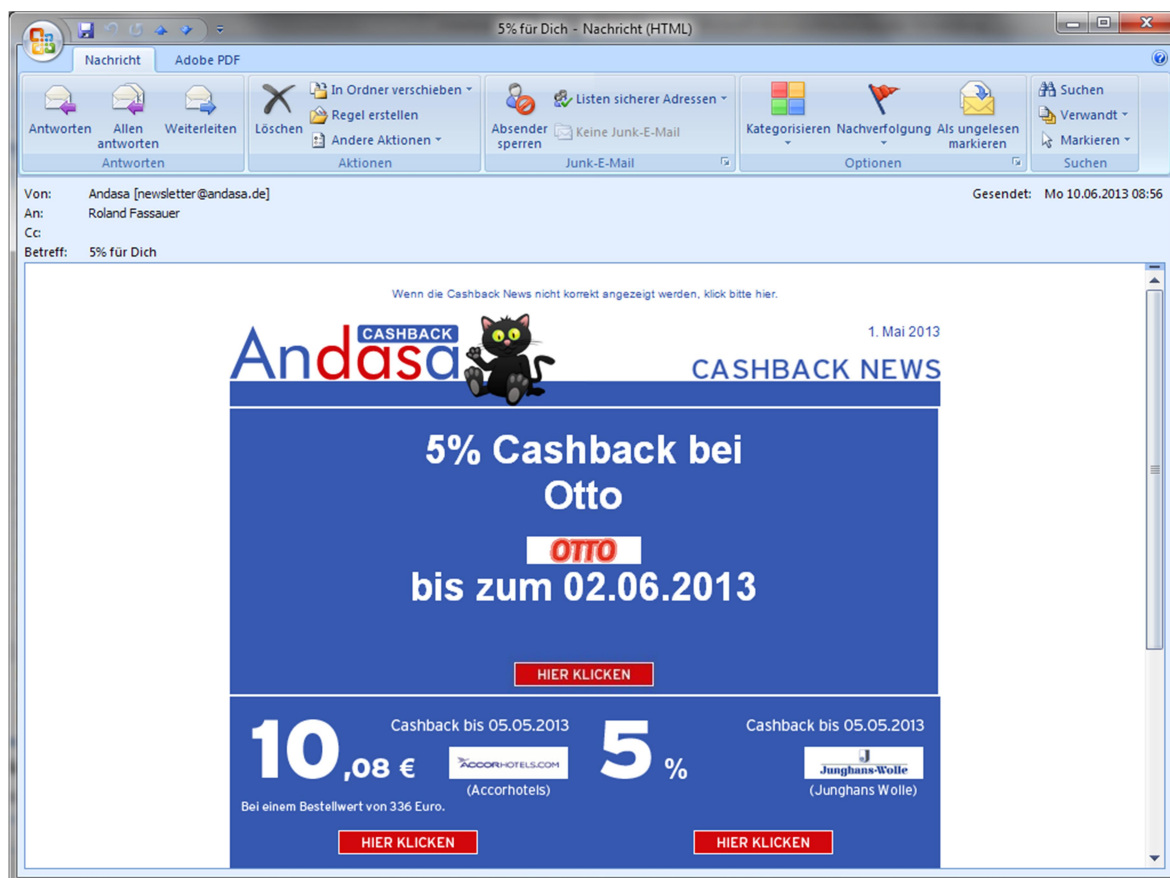


Abbildung 72: Newsletter mit Empfehlung

Gleichzeitig wird die Empfehlung auch auf der Website wirksam und sichtbar, wenn der Nutzer sich dort anmeldet. So wird in diesem Fall 5% Provision statt der standardgemäßen 2% in der Shop-Übersicht bei Otto angezeigt und vergütet. (Abbildung 73)

<b>osali.de</b>	<a href="http://osali.de">osali.de</a>	Bonus mit Andasa MasterCard GOLD
<b>OSRAM</b>	<a href="http://Osram-Shop">Osram-Shop</a>	Bonus mit Andasa MasterCard GOLD
<b>otel.com</b>	<a href="http://Otel.com">Otel.com</a>	2%
<b>OTTO</b>	<a href="http://Otto">Otto</a>	5%
<b>OTTO</b>	<a href="http://Otto AT">Otto AT</a>	2%
<b>OTTO OFFICE</b>	<a href="http://Otto Office">Otto Office</a>	2%

Abbildung 73: Website mit Empfehlung (Andasa GmbH, 2013a)

### 4.1.5 Usability-Evaluation

Um die Anwendbarkeit des Systems bewerten zu können, wurde eine Usability-Evaluation auf Basis der in Anhang 6 beschriebenen Methodik durchgeführt.

Die Auswahl der anzuwendenden Methode wurde anhand pragmatischer Kriterien getroffen: Die Usability-Evaluation hat summativen Charakter, da während der Entwicklung des Prototypen zuerst die Schaffung ausreichender Funktionalität im Mittelpunkt stand. Ziel der Evaluation ist es, Optimierungspotential beim User Interface für die künftige Weiterentwicklung aufzudecken und Aussagen zur Benutzbarkeit im betrieblichen Alltag zu objektivieren. Von Bedeutung sind daher die Kriterien Aussagekraft, Vergleichbarkeit, Anwenderfokus, Preis, Zeitaufwand, Personalaufwand und Verfügbarkeit. Es wurde ein benutzerorientiertes Verfahren ausgewählt, da kein Zugang/kein Budget zu/für Experten bestand, empirische Verfahren laut Literatur bessere Ergebnisse liefern und der Anwenderfokus damit gewährleistet wird. Nach dem Gesichtspunkt Zeitaufwand, Vergleichbarkeit, Personalaufwand und Kostenminimierung findet mit dem ISONORM 9241/110-S ein (quantitativer) Fragebogen Verwendung, weil er für die summative Evaluierung geeignet, kostenlos verfügbar und im deutschen Sprachraum verbreitet ist.

Es wurden insgesamt von vier Nutzern Fragebögen ausgefüllt. Die erhobenen Fragebögen befinden sich im Anhang 6.3.2.3.

Eine einfache Einstufung der Ergebnisse ergibt sich anhand Tabelle 38. Darüber hinaus gibt es Soll-Werte für die Einzelfragen, bei deren Erfüllung eine effektive, effiziente und zufriedenstellende Benutzung der Software durch die Mitarbeiter garantiert ist. Dieser festgelegte Soll-Wert liegt für die Einzelfragen bei 5 Punkten. Für die sieben Faktoren bedeutet dies einen Soll-Wert von 15 Punkten.<sup>929</sup>

---

<sup>929</sup> Vgl. (bao GmbH, 2007).

---

### Auswertungsmatrix ISONORM 9241-110-S

Software:		Andasa Backoffice: CMS, Kampagnen-Modul, A/B-Testing, Recommender									
Anzahl der Fragebögen:		4									
Faktor	Frage	Wert aus dem Fragebogen (Wert liegt zwischen 1 (---) und 7 (+++))				Summe Einzelfragen	Summe Einzel- fragen / Anzahl Fragebögen	Summe Faktor	ISONORM- Wert		
		Kürzel	Aspekt der Frage	1	2					3	4
Aufgabenangemessenheit	aa1	Vollständigkeit	3	4	7	6	20	5,0	15,8	103,8	
	aa2	Aufwandsminimierung	6	3	5	7	21	5,3			
	aa3	Passung	5	5	6	6	22	5,5			
Selbstbeschreibungsfähigkeit	sb1	Informationsgehalt	2	5	5	6	18	4,5	11,5		
	sb2	Unterstützungsmöglichkeit	2	5	3	5	15	3,8			
	sb3	Unterstützungsangebot	2	4	2	5	13	3,3			
Erwartungskonformität	ek1	Gestaltungskonsistenz	6	5	6	6	23	5,8	17,0		
	ek2	Transparenz	4	5	6	6	21	5,3			
	ek3	Bedienkonsistenz	7	5	6	6	24	6,0			
Lernförderlichkeit	lf1	Erlernbarkeit	2	4	3	5	14	3,5	11,5		
	lf2	Wissensverfügbarkeit	2	4	3	6	15	3,8			
	lf3	Erschließbarkeit	4	5	3	5	17	4,3			
Steuerbarkeit	sk1	Flexibilität	6	5	4	6	21	5,3	18,3		
	sk2	Wechselmöglichkeit	7	6	7	7	27	6,8			
	sk3	Unterbrechungsfreiheit	7	5	6	7	25	6,3			
Fehlertoleranz	ft1	Verständlichkeit	3	5	4	6	18	4,5	13,8		
	ft2	Korrigierbarkeit	6	4	4	6	20	5,0			
	ft3	Korrekturunterstützung	3	4	4	6	17	4,3			
Individualisierbarkeit	ik1	Erweiterbarkeit	6	4	5	6	21	5,3	16,0		
	ik2	Personalisierbarkeit	6	4	4	7	21	5,3			
	ik3	Aufgabenflexibilität	7	4	4	7	22	5,5			
Punktsomme Fragebogen			96	95	97	127					

Tabelle 38: Auswertungsmatrix ISONORM 9241-110-S (bao GmbH, 2007)

Aus der Auswertung der Fragebögen in Tabelle 38 ergibt sich ein Gesamtwert von 103,8 und damit entsprechend Tabelle 39 eine gute Nutzerfreundlichkeit.

ISONORM-Wert	Praktische Bedeutung
115-147 Punkte	Glückwunsch! Ihre Software ist perfekt auf ihre Nutzer abgestimmt!
114-83 Punkte	Alles in Ordnung! Aktuell gibt es keinen Grund, eine Veränderung an der Software in Bezug auf die Nutzerfreundlichkeit vorzunehmen.
82-51 Punkte	Handlungsbedarf! Schauen Sie sich die Faktoren, die die Benutzer schlecht bewertet haben, genauer an. Sie sollten Verbesserungen anstoßen! Nehmen Sie Kontakt zu Ihrem Softwarehaus auf oder suchen Sie sich Unterstützung durch externe neutrale Berater.
50-21 Punkte	Unbedingt aktiv werden! Mit der aktuell eingesetzten Software ist keine effektive, effiziente und zufriedenstellende Arbeit möglich! Wenden Sie sich unbedingt an den Hersteller, damit ausgelotet werden kann, wo Verbesserungen möglich sind. Eine detaillierte Erhebung der Anforderungen ist unbedingt angezeigt! Eine Unterstützung durch externe Berater wird dringend empfohlen.

Tabelle 39: Gesamteinstufung der Software (bao GmbH, 2007)

Dabei ist zu berücksichtigen, dass den Nutzern der prototypische Status der Software bekannt war, und sie teilweise an der Konzeption des Systems beteiligt waren. Es ist anzunehmen, dass die Bewertung dadurch positiv verzerrt ist. Das spiegelt sich auch in der Bewertung der Einzelfaktoren wider (vgl. Abbildung 74, welche die Abweichungen vom Sollwert darstellt): Anpassbarkeit, Steuerbarkeit und Erwartungskonformität werden positiv bewertet, während Verbesserungsbedarf bei der Fehlertoleranz, der Lernförderlichkeit und der Selbstbeschreibungsfähigkeit (der Prototyp enthält noch keinerlei Hilfe-System) besteht.

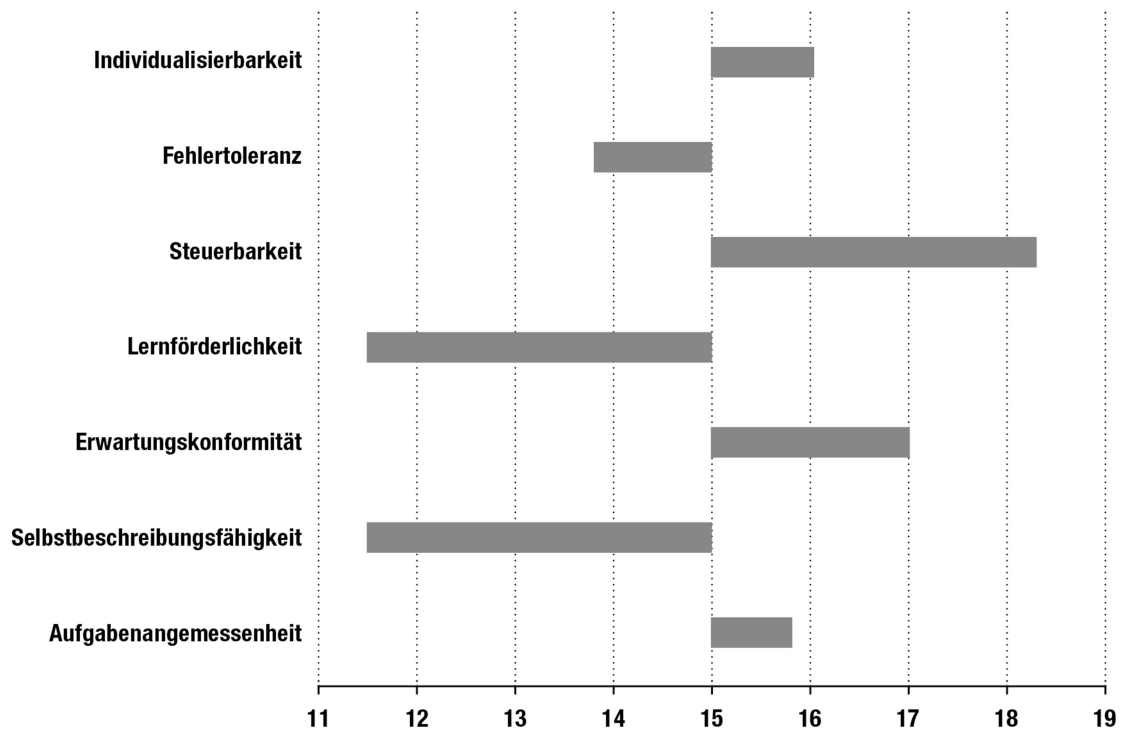


Abbildung 74: Auswertung ISO Norm Benutzertest Einzelfaktoren, Abweichung Punkteanzahl vom Sollwert (15 Punkte)

Damit liefert die Einzelauswertung gute Ansatzpunkte für notwendige Verbesserungen bei der Überführung in ein stabiles Anwendungssystem. Entsprechend dem Vorgehensmodell aus Abschnitt 6.1.1.7 werden zur Überführung in die betriebliche Praxis in einem Workshop die Ergebnisse mit den Nutzern besprochen und Prioritäten für die erforderlichen Verbesserungen festgelegt.

## 4.2 Data Mining

Ziel des Data Minings ist Analyse historischer Konsumentenverhaltensdaten, um darauf aufbauend Hypothesen für Marketing-Ansätze aufstellen zu können. Diese Phase dient dem grundsätzlichen Verständnis für die Menge, Qualität und Struktur der erhobenen Daten, um auf dieser Erfahrung basierend geeignete Fragestellungen für die Experimente zu entwickeln.

Nachdem wie in Abschnitt 3.2 beschrieben geeignete Methoden und Werkzeuge ausgewählt und als Data-Mining-System implementiert (Abschnitt 4.1.1) wurden, kann das Data Mining durch Anwendung auf die aufbereiteten Daten (Abschnitt 4.1.2) durchgeführt werden.

Die konkrete Anwendung (Phase 5 des Data-Mining-Prozesses) der Data-Mining-Methoden ist durch umfangreiche Nutzer-Interaktionen und Rückkoppelungen mit anderen Phasen geprägt.<sup>930</sup> So sind je nach anzuwendender Methode oder Methoden-

<sup>930</sup> Vgl. (Hippner, et al., 2001 S. 53).

kombination unterschiedliche Datenaufbereitungen erforderlich, was Phase 4 des Prozesses entspricht. Gleichzeitig ist die Auswahl, welche Methode oder Methodenkombination im nächsten Schritt angewendet werden soll, von den Ergebnissen der Evaluation der von der Methode erzeugten Data-Mining-Modelle (Phase 6 des Data-Mining-Prozesses) abhängig.

Zuerst erfolgt eine explorative Untersuchung mittels deskriptiver Statistik (siehe auch Abschnitt 3.2.3.2 Methodenauswahl), um grundlegende Eigenschaften der Daten zu ermitteln. Um Besonderheiten aufzudecken und die Ergebnisse evaluieren zu können, werden diese u.a. mit Histogrammen visualisiert. Diese initiale Analyse findet mit Hilfe von *R* auf den gesamten Daten des Data Warehouses statt, da noch kein spezieller Data Mart existiert.

### 4.2.1 Statistische Analyse

Die erste Sichtung der Daten<sup>931</sup> zeigt, dass der Datenbestand von November 2011 514.063 Transaktionen (auf dem Nutzerkonto eingebuchte Umsätze) 305.603 Transaktionen, 134.569 Accounts (Nutzerkonten), 3.773 Shops und 7.634.397 Klicks enthält. Abbildung 75 zeigt, dass sich der Großteil der Nutzer auf den Bereich mit wenigen Transaktionen verteilt und sich eine logarithmische Normalverteilung ergibt.

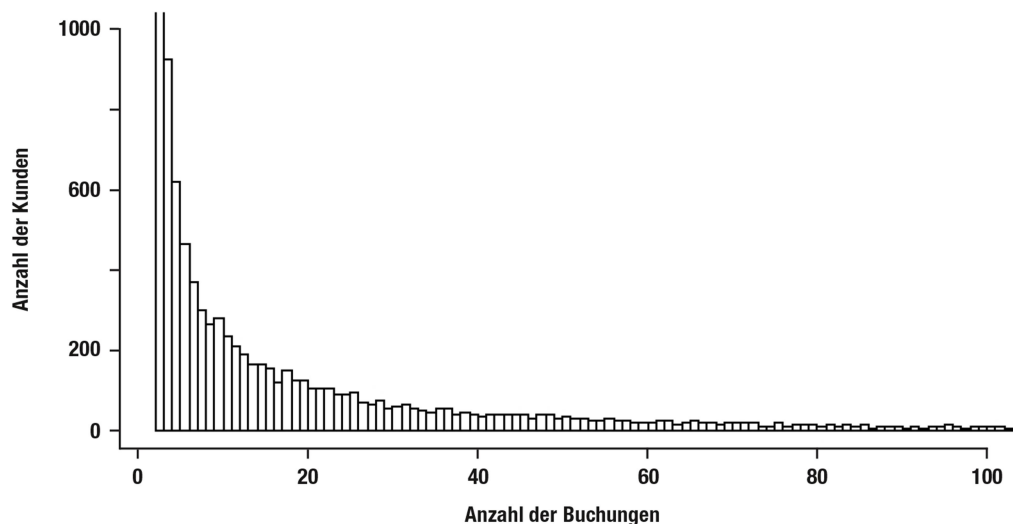


Abbildung 75: Histogramm der Transaktionen pro Kunde

Insgesamt haben 17.909 Nutzer gar keine Buchung. Unter Vernachlässigung der Nutzer ohne Transaktionen ergibt sich ein Mittelwert von  $\mu = 4,41$  Transaktionen pro Kunde, der aber mit einer Varianz von  $\sigma^2 = 546$  behaftet ist.

Um trotzdem signifikante Aussagen aus den Daten zu erhalten, werden für die Datenuntersuchung nur aktive Nutzer betrachtet. Als Kriterium für Aktivität wurde festgelegt, dass ein Nutzer im Jahr 2011 mindestens zwei Bestellungen getätigt hat. Damit reduziert sich der Datenbestand auf 15.304 Nutzer mit insgesamt 228.707 Transaktionen. Das bedeutet, dass sich 44,49 Prozent aller Transaktionen auf 13,31

<sup>931</sup> Vgl. (Fassauer, et al., 2012).

Prozent aller User verteilen. Der Mittelwert der Transaktionen pro Kunde steigt dabei auf  $\mu = 14,95$  Transaktionen, aber durch das Filtern der Nutzer mit nur einer Bestellung nimmt die Gewichtung der Nutzer mit überdurchschnittlich vielen Bestellungen zu, was sich in der Varianz der Daten widerspiegelt. Es ergibt sich hier eine Varianz von  $\sigma^2 = 1144$ .

Die Histogramme der Bestelldaten (sowohl für die Anzahl der Transaktionen als auch durchschnittliche Umsatzhöhe pro Bestellung) ergeben weiterhin eine logarithmische Normalverteilung.

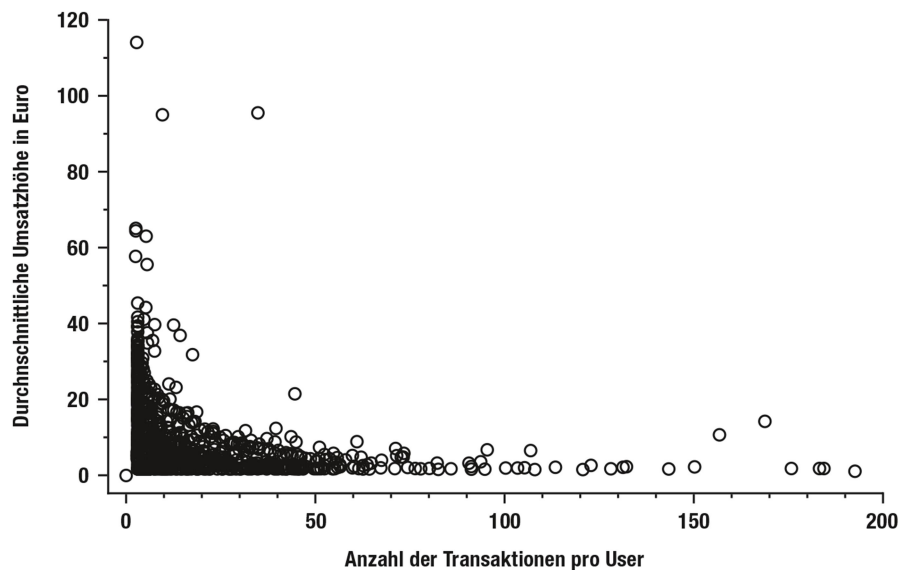


Abbildung 76: Plot Umsatzhöhe/Anzahl Transaktionen (ohne eBay)

Betrachtet man die durchschnittliche Umsatzhöhe in Abhängigkeit von der Anzahl der Transaktionen pro Nutzer (Abbildung 76) wird sichtbar, dass die meisten Nutzer eine kleine Anzahl Transaktionen mit geringem Umsatz pro Transaktion haben. (Außerdem haben offenbar Nutzer mit vielen Transaktionen niederwertigere Transaktionen als Nutzer mit wenigen Transaktionen.

Der durchschnittliche Bestellumsatz pro Nutzer wird stark durch ein großes Online-Auktionshaus beeinflusst. So läge bei Berücksichtigung der Auktionen der Peak des entsprechenden Histogramms nicht bei 20-30€ (Abbildung 77), sondern bei 7€.



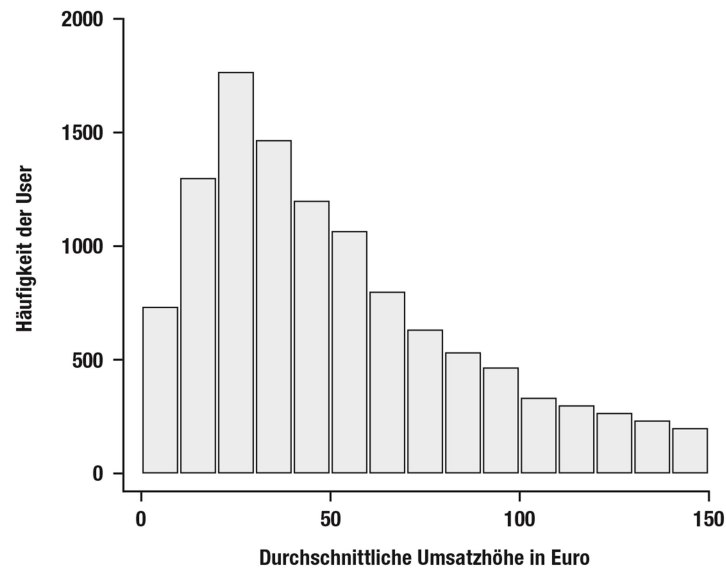


Abbildung 77: durchschnittlicher Umsatz pro Bestellung pro Nutzer ohne eBay<sup>932</sup>

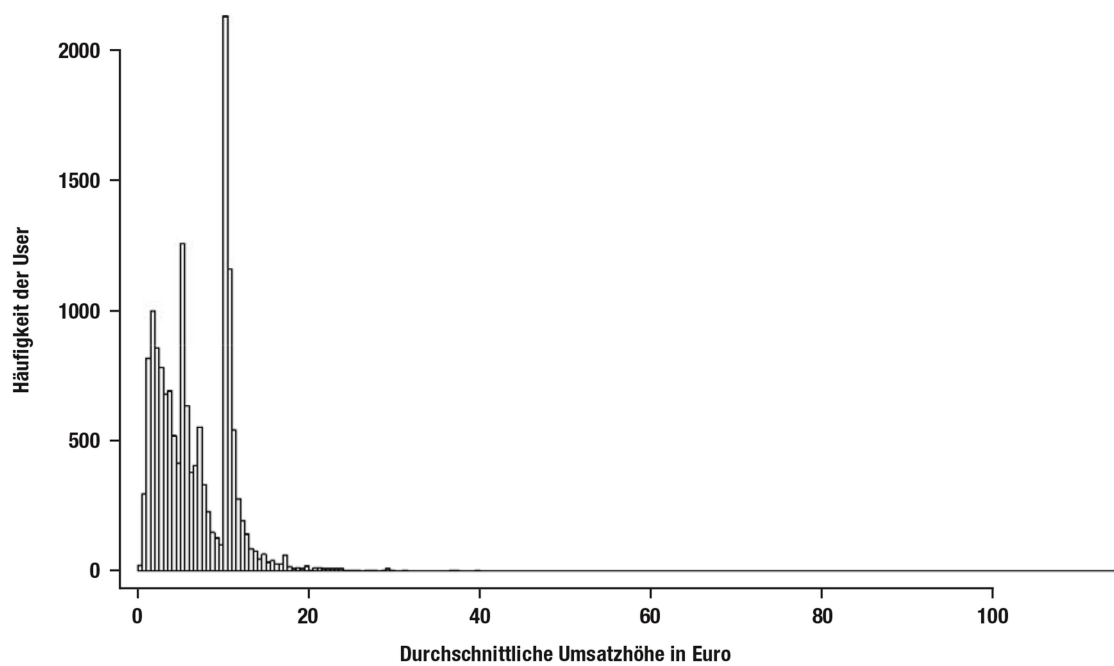


Abbildung 78: Histogramm durchschnittliche Umsatzhöhe/User mit eBay

Diese Verschiebung bei Berücksichtigung von eBay wird in Abbildung 78 bei Verwendung einer geringeren Box-Breite sichtbar.

<sup>932</sup> Box-Breite 10€.

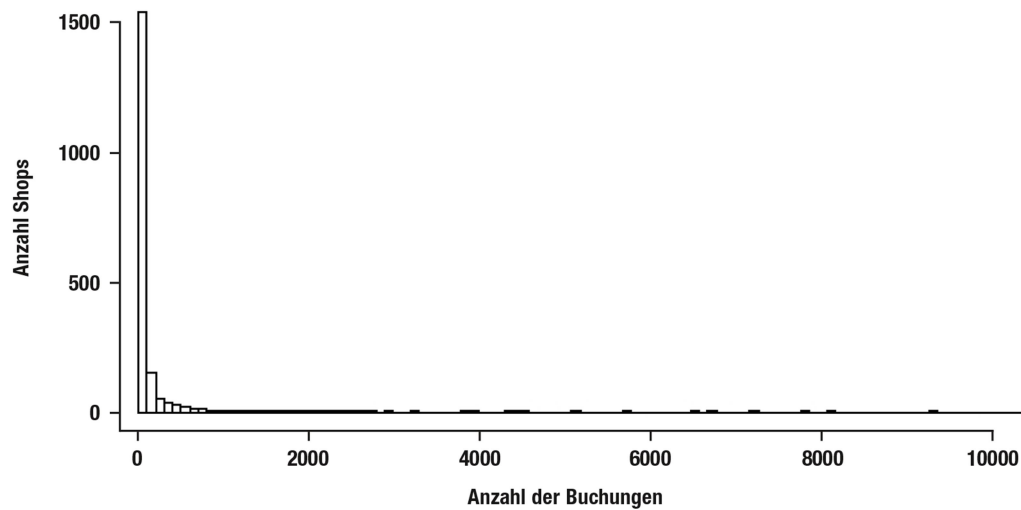


Abbildung 79: Verteilung der Transaktionen auf die Shops

Beim Histogramm der Transaktionen pro Shop (Abbildung 79) wird sichtbar, dass es wenige Shops mit sehr vielen und viele Shops mit sehr wenigen Bestellungen gibt.

Rang	Shop	Rang	Shop
1	Amazon	16	Expedia
2	eBay	17	S.Oliver
3	Groupon	18	Buecher.de
4	Neckermann	19	Rossmann Versand
5	DailyDeal	20	Sportscheck
6	Zooplus	21	ELV
7	Otto	22	Jamba
8	Schlecker	23	Hotel.de
9	Zalando	24	DocMorris
10	myToys	25	Bol.de
11	Buch.de	26	Ernstings Family
12	Booklooker.de	27	Cyberport
13	C&A	28	Eventim
14	Bonprix	29	QVC
15	HSE24	30	Viking

Tabelle 40: die 30 Andasa-Partnershops mit den meisten Bestellungen

Wenn man berücksichtigt, dass die Mehrzahl der Nutzer eine geringe Zahl an Bestellungen aufweist, und gleichzeitig viele Shops ebenfalls wenige Bestellungen

verzeichnen, liegen trotz der relativ hohen Gesamtzahl an Bestelldaten für viele Shop-Nutzer-Kombinationen nur wenige Daten vor (Sparse-Data-Problematik).

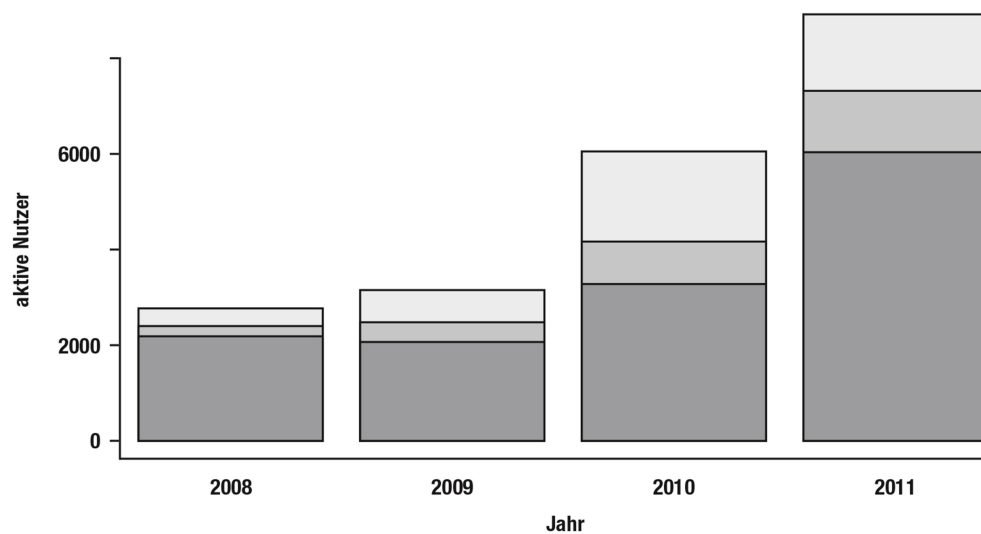


Abbildung 80: Anzahl aktiver Nutzer pro Jahr<sup>933</sup>

Betrachtet man die Anzahl der aktiven Nutzer pro Jahr (Abbildung 80), ergibt sich ein deutliches jährliches Wachstum.

Andasa weist gegenüber den durch (Institut für Demoskopie Allensbach) ausgewiesenen Zahlen für deutsche Bürger deutlich mehr Vielfach-Besteller auf (siehe Abbildung 81). Für Bestandsnutzer von Andasa (in den Vorjahren angemeldet und mindestens eine Transaktion im Jahr 2011) ergibt sich für den Betrachtungszeitraum der ersten 42 Wochen im Jahr 2011 eine wöchentliche Bestellrate von 0,356 Transaktionen pro Woche<sup>934</sup>, so dass bereits ohne die wichtige Weihnachts-Einkaufszeit durchschnittlich 14,9 Transaktionen pro Nutzer im Jahr 2011 erzielt wurden. Im Vergleich dazu führen lt. (Institut für Demoskopie Allensbach) normale Bürger im Alter zwischen 14 und 64 nur durchschnittlich 5,1 Bestellungen im gesamten Jahr durch.

<sup>933</sup> Bis zum 7.11.2011, dunkelgrau Nutzer mit 1-4 Bestellungen, mittelgrau: 5-9 Best., hellgrau: 10 und mehr.

<sup>934</sup> 228.707 Transaktionen von 15.303 Nutzern.

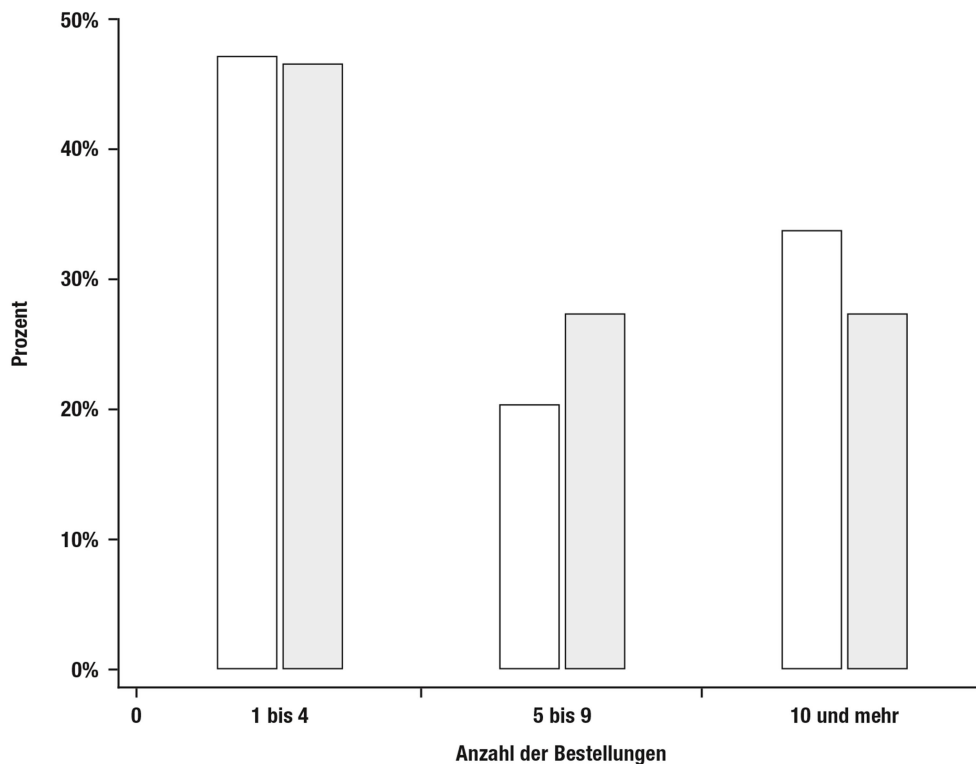


Abbildung 81: Kauffrequenzen Andasa- Nutzer (weiß) / deutsche Internet-Nutzer (grau) (Institut für Demoskopie Allensbach)<sup>935</sup>

Betrachtet man die bei Andasa gelisteten Partnershops und gewichtet ihre Bedeutung nach ihrer Reichweite, so ergibt sich, dass Andasa Daten zu 4 der 5 (und 7 der 11) reichweitenstärksten Shops in Deutschland verzeichnet (vgl. Tabelle 41).

Vergleicht man die Liste der nach Reichweite bedeutendsten Shops mit den Andasa-Partnershops gewichtet nach Anzahl der Transaktionen (Tabelle 40) wird deutlich, dass in der Gruppe der Andasa-Nutzer die reichweitenstärksten Shops auch zu der Gruppe mit den meisten Transaktionen gehören.

Die explorative Datenanalyse und die Gegenüberstellung der Ergebnisse haben bereits einige interessante Ergebnisse erbracht. So unterscheidet sich das Käuferverhalten, welches sich den Andasa-Daten ableiten lässt, von den durch Umfragen ermittelten Ergebnissen von Allensbach.

<sup>935</sup> Grundgesamtheit: deutschsprachige Bevölkerung zwischen 14 und 69 Jahren (58,985 Mio.).

Stichprobe: Personenstichprobe nach dem Quoten-Auswahlverfahren: 9.043 Befragte; Interviewmethode: Mündlich-persönliche Interviews, Untersuchungszeitraum: Januar bis August 2011.

<b>Rang nach Reichweite</b>	<b>Unternehmen</b>	<b>Besucherzahl (Tsd.)</b>	<b>Andasa GmbH hat Daten</b>
1.	eBay	22.127	x
2.	Amazon	20.091	x
3.	Otto	6.857	x
4.	Neckermann	5.595	x
5.	Tchibo	4.691	
6.	Weltbild	4.006	
7.	Zalando	3.575	x
8.	bonprix	3.288	x
9.	Conrad	3.258	
10.	Ikea	3.692	
11.	Lidl	2.678	x

Tabelle 41: reichweitenstärkste Online Shops in Deutschland (Nielsen, 2011)<sup>936</sup>

Auffällig und etwas überraschend ist auch, wie stark die Umsätze der Andasa-Nutzer von einigen wenigen sehr großen Shops dominiert werden, während es einen „Long Tail“ von Shops mit sehr wenigen Transaktionen gibt. Deshalb lässt sich vermuten, dass einfache Collaborative-Filtering-Ansätze für Empfehlungen („Kunden, die in Shop A gekauft haben, haben auch in Shop B gekauft“) aufgrund von „Sparse Data“-Effekten vorrausichtlich schlechte Ergebnisse erzielen werden. Um zu prüfen ob sich überhaupt interessante Korrelationen von Shops mit ausreichender Signifikanz<sup>937</sup> aus den Daten ableiten lassen, wird im nächsten Schritt eine Clusteranalyse durchgeführt.

Rückschlüsse auf den deutschen E-Commerce-Markt insgesamt lassen sich aus den Andasa-Daten nicht folgern, da die Stichprobe (Gruppe der Andasa-Nutzer) nicht zufällig ausgewählt wurde und keine Informationen zu Verteilungen vorliegen.

#### 4.2.2 Anwendung ausgewählter Data-Mining-Methoden

Um die Anwendbarkeit der ausgewählten Methodengruppen auf den vorhandenen Daten zu testen, wird im nächsten Schritt jeweils eine (einfache) Frage untersucht (siehe Tabelle 42), und beginnend mit Clustering die weiteren ausgewählten Methoden nacheinander angewandt.

<sup>936</sup> Basis: 27.000 deutsche Nutzer mit Web-Zugang zu Hause / Alle Sites einer Marke.

<sup>937</sup> Siehe (Hoem, 2008 S. 437ff) für eine kritische Betrachtung von Signifikanzangaben .

#	Fragestellung	Definition	Methodengruppe/ Testverfahren	Benötigte Daten
1	Wie häufig kaufen Kunden, die in Shop A kaufen, auch in Shop B?	Es werden Cluster von Kunden gebildet die in Shop A und B gekauft haben und bieten dann den Kunden die bereits in A gekauft haben aber noch nicht in B, den Shop B an.	Clustering, Varianzanalyse unter Ausschluss von spartenübergreifenden Shops und Big Sellern (Amazon, eBay,...)	Transaktionsdaten der Kunden mit Shop-bezug
2	Lässt sich Missbrauch identifizieren?	Lassen sich Nutzer anhand ihres Verhaltens in Klassen mit normalem verhalten/missbräuchlichem Verhalten einteilen	Klassifikation, t-Test	Transaktionsdaten der Nutzer
3	Wie häufig klicken Nutzer, die in Shop A klicken, auch in Shop B?	Es werden Cluster von Kunden gebildet die in Shop A und B geklickt haben und bieten dann den Kunden die bereits in A geklickt haben, aber noch nicht in B, den Shop B an.	Clustering. Varianzanalyse unter Ausschluss von spartenübergreifenden Shops und Big Sellern (Amazon, eBay,..)	Klickdaten der Kunden
4	Wirkt sich die Bewerbung eines Shops auf den Umsatz in diesem Shop aus?	Es werden die bedingten (Un-)Abhängigkeiten zwischen Umsatzhöhe in Shops und den laufenden Kampagnen modelliert	Bayes'sche Netze	Transaktionsdaten der Nutzer, Kampagnendaten der Shops

Tabelle 42: ausgewählte Fragen für Methodengruppen

Der gesamte Prozess wird mit Kreuztabellen-Analysen mit Microsoft Excel begleitet. Abbildung 82 zeigt ein entsprechendes Beispiel, in welchem das Verhalten verschiedener Nutzergruppen in Anhängigkeit ihres Registrierungsweges hinsichtlich ihrer Transaktionen und Umsätze über die Zeit analysiert werden kann.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1													
2	Type	registered											
3													
4	Sum of ToTr				TransYear	TransMonth							
5					2011								
6	Regs2Y	Reg2Month	Tracking	TotalRegs	1	2	3	4	5	6	7	8	9
7	2010	1	kaufdichreich	2133		33		28	31		24		2
8		2	kaufdichreich	1677		40	49		26		18	22	1
9		3	kaufdichreich	1991	44	36	32	27	23	21	15	23	2
10		4	kaufdichreich	646		16	16	14	15	14	14	7	
11		5	kaufdichreich	285	11	10					9	8	
12		6	kaufdichreich	40	1	1	1		1				
13		7	kaufdichreich	235			4	2				4	
14		8	kaufdichreich	1001	40	34	29	19	23	20	21		
15		9	kaufdichreich	1844		66	52	46	35	31	29	29	
16		10	kaufdichreich	2568		97	93	84	71	62	48	43	4
17	2010 Ergebnis				96	333	276	220	199	174	178	136	9
18	Gesamtergebnis				96	333	276	220	199	174	178	136	9
19													
20													

Abbildung 82: Pivot Tabelle Excel: Transaktionen aus Kampagnen

#### 4.2.2.1 Clustering

Um die Frage „Kaufen Kunden die in Shop A kaufen, nach Empfehlung auch in Shop B?“ beantworten zu können, ist das Bilden von Shop-Gruppen erforderlich. Das kann mit Clustering-Verfahren erreicht werden.

Dabei werden die Daten auf Korrelationen zwischen verschiedenen Shops untersucht. Für die Untersuchung auf Shop-Korrelationen wird das K-Means-Clusterverfahren (siehe Abschnitt 3.2.4.2) etwas vereinfacht: Die Fragestellung zielt darauf ab wie oft eine Kunde sowohl in Shop A als auch in Shop B gekauft hat. Deshalb wird ein zweidimensionales Array mit  $k = \text{Anzahl der Shops} = 3.773$  gebildet, dessen Einträge sofort die absolute Häufigkeit der Kombinationen sind. Die für diese Einteilung benötigten Daten können direkt, ohne weitere Transformation über ein SQL-Statement in *R* eingelesen werden (siehe Abschnitt 6.3.2.1), so dass auch diese Methode direkt auf dem Data Warehouse ausgeführt werden kann.

Korrelations-rang	Shop 1	Shop 2	Anzahl
1	Neckermann	Amazon	806
2	Groupon	Amazon	776
3	Amazon	eBay	671
4	Zalando	Amazon	623
5	Groupon	DailyDeal	569
6	myToys	Amazon	560
7	Otto	Amazon	532
8	Zooplus	Amazon	478
9	Buch.de	Amazon	422
10	Schlecker	Amazon	420
11	Zalando	Groupon	419
12	bonprix	Amazon	413

<b>Korrelations-rang</b>	<b>Shop 1</b>	<b>Shop 2</b>	<b>Anzahl</b>
13	C&A	Amazon	397
14	Otto	Neckermann	381
15	Neckermann	bonprix	326
16	DailyDeal	Amazon	324
17	Neckermann	myToys	303
18	Buecher.de	Amazon	300
19	Neckermann	Groupon	295
20	Neckermann	Schlecker	278
21	Neckermann	Zalando	272
22	Groupon	eBay	264
23	Neckermann	eBay	263
24	Bol.de	Otto	256
25	Cyberport	Otto	256
26	Cyberport	Amazon	251
27	Neckermann	Zooplus	246
28	Schlecker	Groupon	242
29	Rossmann	Amazon	234
30	Neckermann	C&A	231

Tabelle 43: Shops mit der stärksten Korrelation – Nutzer bestellt in beiden

In Tabelle 43 sind die 30 Shops mit der stärksten Korrelation aufgetragen. Wie zu erwarten, gibt es einen starken Zusammenhang bei den transaktionsstärksten Anbietern (eBay, Amazon, Groupon, DailyDeal ...). Dies kann sich z.B. durch die Bekanntheit und Frequentierung dieser Shops und ihr spartenübergreifendes Sortiment erklären. Die Empfehlung dieser Shops aufgrund ihrer Korrelationen mit anderen Shops besitzt nur einen geringen Neuheitswert für den Nutzer (vgl. Abschnitt 2.4.2), weil sie mit hoher Wahrscheinlichkeit ohnehin bereits in diesen einkaufen.

Für die Frage: Wirkt sich die Bewerbung eines Shops auf andere Shops aus, also wie viele Kunden kauften in Shop A (beworben) und in der gleichen Woche auch in Shop B (unbeworben) zeigt Tabelle 44 die fünf am stärksten korrelierten Shops.

Interessant ist die starke Korrelation der Deal-Plattformen. Mögliche Erklärungen dafür sind zum Beispiel, dass beide Plattformen im Betrachtungszeitraum gleichzeitig sehr intensive Marketing-Kampagnen durchgeführt haben oder dass die Markendifferenzierung durch den Endkunden bei ihnen gering ist.



Korrelationsrang	Beworbener Shop	Korrelierter Shop	Bestellungen
1.	Groupon	DailyDeal	13
2.	DailyDeal	Groupon	9
3.	Otto	Schlecker	6
4.	Alice DSL	OptikPlus	4
5.	Alice DSL	Animaxx.de	4

Tabelle 44: Korrelation Transaktionszahl beworbene Shops mit unbeworbenen Shops

Die Gesamtanzahl aller Zweier-Korrelationen der Transaktionen in verschiedenen Shops beträgt 587270. Die am häufigsten auftretende Kombination ist beim aktuellen Datenbestand Neckermann und Amazon mit 806 Transaktionen. Bei der Analyse wurde dabei nicht unterschieden, in welchem der beiden Shops zuerst gekauft wurde. Das bedeutet, dass die Zahl der Transaktionen der besten Shop-Kombination nur 0,137 Prozent aller Kombinationen beträgt. Verglichen mit der Gesamtanzahl aller Transaktionen bei Neckermann beträgt der Anteil von Kunden, die auch bei Amazon gekauft haben, 12,9 Prozent, was darauf schließen lässt, dass Neckermannkunden eine allgemein hohe Affinität zum Online-Kaufen haben. Andersherum muss jedoch festgehalten werden, dass diese 806 Transaktionen nur 1,2 Prozent der Amazon-Transaktionen ausmachen. Da der prozentuale Anteil der Transaktionen einer Shop-Korrelation relativ gering, gemessen an der Anzahl aller Transaktionen dieser Shops ist, ergibt sich bei aktuellem Datenstand nur die triviale Folgerung, dass Shops mit vielen Transaktionen auch am meisten mit anderen großen Online Shops kombiniert werden.

Shop-Korrelationen auf Basis der Bestelldaten sind also entweder uninteressant oder nicht signifikant. Alternativ bietet sich ein Clustering nach Zahl der Shop-Aufrufe (Klicks) an, da hier die Datenbasis noch einmal deutlich grösser ist (siehe Tabelle 45). Das kann dann auch zur späteren Beantwortung der Frage „Rufen Kunden die Shop A aufrufen, nach Empfehlung auch Shop B auf?“ Verwendung finden.

Ein solches Vorgehen ist dann ökonomisch sinnvoll, wenn die Anzahl der Klicks auf einen Shop mit der Anzahl der Transaktionen signifikant positiv korreliert ist. Grundsätzlich ist ein solcher Zusammenhang zu erwarten, da nur bestellt werden kann, wenn ein Shop auch besucht wird, und Geschäftsmodelle, die auf der Vermittlung von Klicks an Shops im Internet beruhen (z.B. Google Adwords) sehr gut funktionieren. Im Folgenden soll geprüft werden, ob dieser Zusammenhang auch in den Andasa-Daten signifikant ist.

Abbildung 83 zeigt einen linearen Fit der Menge der Transaktionen über die Anzahl der Klicks bei den Andasa Partner-Shops.

Es traten dabei zwei Arten von Ausreißern auf: zum einen werden bei Andasa auch inhaltsgetriebene Webseiten wie z.B. gutefrage.net als Shops geführt, die eine Anmeldung vergüten. Bei diesen werden alle Aufrufe der bereitgestellten Inhalte (z.B. durch eine Suche mit einer Suchmaschine) durch den Andasa Toolbar (eine optionale Browser.-Erweiterung der Andasa GmbH, die bei jedem Besuch eines Andasa Shops automatisch einen Shop-Aufruf bei Andasa vermerkt) als Shop-Aufrufe erfasst, obwohl es dabei nicht um eine Anmeldung/Transaktion geht.

Zum anderen gibt es ein Missbrauchsszenario, wobei ein Link auf einen Andasa Partnershop z.B. mit JavaScript so in eine Webseite eingebunden wird, so dass er bei jeder Anzeige der entsprechenden Webseite aufgerufen wird.

In beiden Fällen gibt es sehr viele Shop-Link-Aufrufe und im Verhältnis dazu sehr wenige Transaktionen.

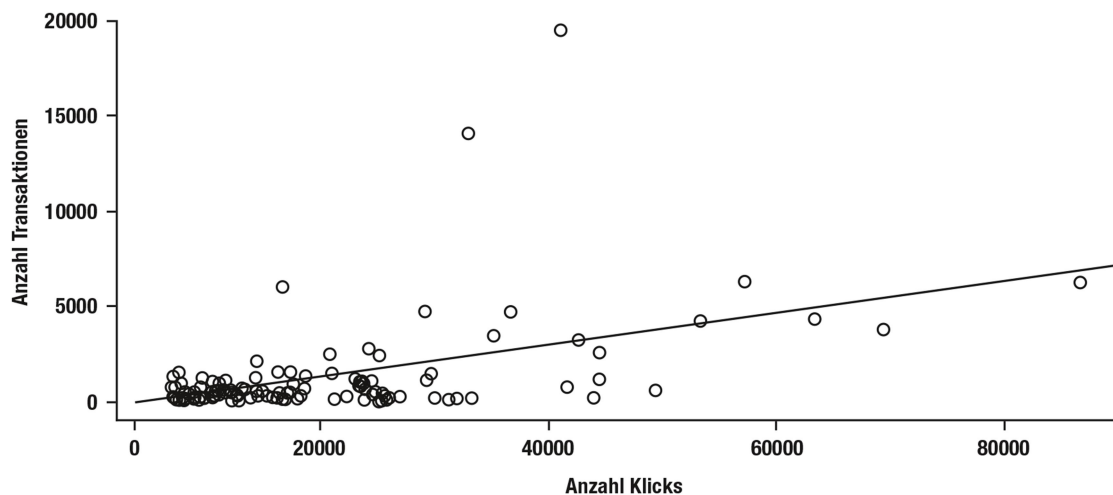


Abbildung 83: Menge der Transaktionen über Anzahl der Klicks, linearer Fit<sup>938939</sup>

Die Funktion in Abbildung 83 besitzt einen Anstieg von 0,08409 bei einer Standardabweichung von 0.01547. Damit ergeben sich 11,89 Klicks pro Transaktion.

Somit reflektieren auch die Andasa-Daten eine signifikante positive Korrelation der Klickzahl mit der Zahl der Transaktionen.

Korrelations-rang	Shop A	Shop B	Anzahl
1	Neckermann	Zalando	6.238
2	Neckermann	Groupon	5.667
3	Zalando	Groupon	5.367
4	Neckermann	Schlecker	5.201
5	Neckermann	Adobe	4.903
6	Neckermann	bonprix	4.870
7	Neckermann	MyVideo	4.694
8	Neckermann	C&A Onlineshop	4.598

<sup>938</sup> Im Bereich unterhalb der 10000 Klicks häufen sich die Datenpaare. Alle Shops mit weniger als 7000 Klicks wurden ausgelassen.

<sup>939</sup> Ohne gutefrage.net und Stayfriends, siehe Text.

Korrelations-rang	Shop A	Shop B	Anzahl
9	Schlecker	Zalando	4.585
10	Otto	Neckermann	4.585
11	Plus	Neckermann	4.477
12	Schlecker	Groupon	4.471
14	Neckermann	myToys.de	4.363
15	Adobe	Zalando	4.335
16	Neckermann	ab-in-den-urlaub.de	4.299
17	Rossmann Versand	Neckermann	4.294
18	Bonprix	Zalando	4.289
19	C&A Onlineshop	Zalando	4.279
20	Karstadt	Neckermann	4.278
21	MyVideo	Zalando	4.218
22	Neckermann	Telekom Mobilfunk	4.217
23	Adobe	Groupon	4.214
24	MyVideo	Groupon	4.061
25	Otto	Zalando	4.040
26	myToys.de	Zalando	4.006
27	Groupon	DailyDeal	3.967
28	Neckermann	dhd24.com	3.958
29	ab-in-den-urlaub.de	Zalando	3.956
30	Neckermann	Vodafone-D2	3.945

Tabelle 45: Shops mit der stärksten Korrelation – Nutzer klickt beide an (ohne Amazon, eBay, gute-frage.net, Stayfriends)

Tabelle 45 zeigt ab der fünften Zeile einige interessante Korrelationen auf Basis der Klicks, z.B. zwischen dem Universalversender Neckermann und der Software-Firma Adobe. Grundsätzlich bedingt jedoch eine solche Korrelation keine Kausalität. Die gefundenen Korrelationen sind Anhaltspunkte, die experimentell überprüft werden müssen. Da es sich um historische Daten handelt, können ebenso gut nicht betrachtete Einflüsse einen Zusammenhang erscheinen lassen. Einige der gefundenen Korrelationen lassen sich zudem nicht plausibel begründen und stoßen deshalb auf geringe Akzeptanz im Unternehmen. Darauf Empfehlungen aufzubauen ist problematisch, als zu prüfende Hypothesen für Tests sind sie allerdings wertvoll.

#### 4.2.2.2 Klassifikation

Der Anteil reiner Klassifikationsprobleme ist klein (siehe S. 142). Allerdings gibt es insbesondere eine Nutzergruppe, für die eine Klassifikation unter betriebswirtschaftlichen Gesichtspunkten sehr interessant ist: die Erkennung von Provisionsbetrügern. Provisionsbetrüger versuchen durch das Erzeugen von Scheintransaktionen oder Ausnutzung von Rücksende-Kulanzen, Provisionen für Bestellungen zu erhalten, die sie nicht getätigt oder wieder rückgängig gemacht haben. Diese schaden dem Betreiber des Cashback-Systems und den teilnehmenden Shops. Aus diesem Grund werden Nutzer mit Betrugsverdacht markiert und gesondert angesprochen.

Das mittelfristige Ziel der Missbrauchsklassifikation ist es, ein Modell zu trainieren, welches eine Prozentzahl ausgibt, wie wahrscheinlich es ist, dass eine bestimmte Person mit einem bestimmten Verhalten das System missbraucht. Dieses Modell sollte auch noch sagen können, welche Transaktionen besonders verdächtig sind.

Obwohl in diesem Fall die Verteilungen logarithmische Normalverteilungen sind, kann dabei ein  $t$ -Test verwendet werden, da er gegenüber einer Verletzung der Verteilung relativ stabil (Bortz, et al., 2010 S. 122) ist: „Falls der Stichprobenumfang „groß“ ist, halten die  $t$ -Tests das festgelegte Signifikanzniveau auch dann ein, wenn das Merkmal nicht normalverteilt ist. Als grober Orientierungspunkt sollten mehr als 30 Beobachtungen pro Stichprobe vorliegen. Somit sollte für den 1-Stichproben  $t$ -Test  $n > 30$  gelten, für den 2-Stichproben  $t$ -Test (unabhängige Stichproben) sollten  $n_1$  und  $n_2$  jeweils 30 Beobachtungen übersteigen, und für den  $t$ -Test für Beobachtungspaare sollten mehr als 30 Paare vorliegen“ (Bortz, et al., 2010 S. 126)

Nutzerkonten, bei denen Missbrauch festgestellt wurde, wurden im System manuell mit dem Attribut „blacklisted“ versehen.

Ein erstes zu prüfendes Merkmal ist die Zahl der durchgeführten Transaktionen. Als 0-Hypothese wird angenommen, dass im Falle von Missbrauch von einem Nutzer mit dem Attribut „blacklisted“ ähnlich viele Transaktionen durchgeführt werden wie von Nutzern ohne dieses. Eine Prüfung mit dem in Anhang 6.3.2.1 angegebenen R-Kommando ergibt, dass Nutzer mit dem Attribut mehr Transaktionen durchführen (unterstützt mit einer Signifikanz  $p < 0,001$ ): Im Durchschnitt haben sie fast 80 Transaktionen, ein Nutzer ohne das Attribut lediglich 9.

Ein zweites Merkmal ist der Umsatz der durchgeführten Transaktionen. „blacklisted“ Nutzer geben pro Transaktion mehr Geld aus (unterstützt mit einer Signifikanz  $p < 0,001$ <sup>940</sup>: Sie geben im Durchschnitt 267€ aus, gegenüber einem normalen (nicht-„blacklisted“) Nutzer mit lediglich 79€.

Als drittes Merkmal lässt sich der Gesamtumsatz der Nutzer heranziehen. „blacklisted“-Nutzer geben insgesamt mehr Geld auf Andasa aus (unterstützt mit einer Signifikanz von  $p < 0,001$ : Im Durchschnitt geben sie 21.302€ aus, wohingegen ein normaler Nutzer lediglich 718 € ausgibt.

Als letztes Merkmal soll die Anzahl an Transaktionen pro Zeiteinheit herangezogen werden. Missbräuchliche Nutzer machen im gleichen Zeitraum mehr Transaktionen (unterstützt mit einer Signifikanz von  $p < 0,001$ :

---

<sup>940</sup> Siehe Anhang 6.3.2.1.

Ein missbrauchender Nutzer macht ungefähr doppelt so häufig Transaktionen wie ein normaler Nutzer, nämlich alle acht Tage eine. Ein Normalnutzer macht lediglich alle vierzehn Tage eine Transaktion.

Auf Basis dieser Merkmale kann ein Support-Vector-Machine (SVM)-Modell<sup>941</sup> zur Klassifikation trainiert und zur automatischen Erkennung von missbrauchenden Nutzern eingesetzt werden.

Diese Merkmale bieten sich ebenfalls an, damit anhand der bereits klassifizierten Nutzer eine Klassifikation mittels Diskriminanzanalyse durchzuführen.

#### 4.2.2.3 Modellierung als Bayes'sche Netze

Ein Bayes'sches-Netzwerk ist ein probabilistisches Modell, welches einen Satz von (Zufalls-)variablen und ihre bedingten Abhängigkeiten darstellt (siehe Abschnitt 3.2.4.1).

Eine klassische Verwendung dieser Netze ist die z.B. die Beschreibung der Abhängigkeit zwischen Krankheiten und Symptomen.<sup>942</sup> In solch einem Fall kann das Netz bei gegebenen Symptomen die Wahrscheinlichkeit verschiedener Krankheiten berechnen. In der Analyse des Konsumentenverhaltens auf Newsletter, kann ein Bayes'sches Netz z.B. Kaufwahrscheinlichkeit in Abhängigkeit von verschiedenen Parametern des Newsletters berechnen.

In einem Netz können angenommene Strukturen und Abhängigkeiten verschiedener Parameter auf einfache Weise visualisiert werden. Mit dem Satz der vollständigen Wahrscheinlichkeit<sup>943</sup>  $P(A) = \sum_{i=1}^n P(A/B_i) P(B_i)$  (die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses A ergibt sich aus der Summe der sich gegenseitig ausschließenden Ereignisse  $A \cup B_i$ ) und dem daraus folgenden Satz von Bayes über bedingte Wahrscheinlichkeiten<sup>944</sup>  $P(B_k/A) = \frac{P(A/B_k)P(B_k)}{\sum_{i=1}^n P(A/B_i)P(B_i)}$  ( $P(B_k/A)$  ist dabei die Wahrscheinlichkeit des Eintreffens eines Ereignis  $B_k$  unter der Voraussetzung des Eintretens eines Ereignisses A mit der Wahrscheinlichkeit  $P(A)$ ).  $B_k$  ist ein Ereignis in der Zerlegung einer Ergebnismenge B in  $B_1$  bis  $B_N$  disjunkte Ereignisse) können z.B. die in Abbildung 84 dargestellten Abhängigkeiten mit empirischen Daten statistisch ausgewertet werden. Die Modellierung verschiedener Parameter und die Berechnung ihrer Abhängigkeiten über bedingte Wahrscheinlichkeiten ergeben ein Bayes'sches Netz.

Damit lassen sich auch komplexe Zusammenhänge übersichtlich darstellen. In Abbildung 91 wird z.B. die Wirkung verschiedener Kampagnenparameter (z.B. Rabatthöhe) zu verschiedenen Zeitpunkten auf den Umsatz modelliert.

Mit den erzeugten Netzen lassen sich auch sehr gut Simulationen durchführen, indem einzelne Werte der Knoten entsprechend zu simulierenden Szenarien angepasst, das Netz neu berechnet und die Ergebnisse der Zielknoten betrachtet werden.<sup>945</sup>

---

<sup>941</sup> Bestimmung einer optimal trennenden Hyperebene im mehrdimensionalen Merkmalsraum, in dem die Datenobjekte angesiedelt sind (Kudraß, 2007 S. 470), vgl. (Cristianini, et al., 2000 S. 7ff).

<sup>942</sup> (Pourret, et al., 2008 S. 16)

<sup>943</sup> Vgl. z.B. (Bosch, 2007 S. 74).

<sup>944</sup> Vgl. z.B. (Bosch, 2007 S. 75).

<sup>945</sup> Vgl. (Schwaiger, 2006 S. 97ff).

Zur Veranschaulichung des Vorgehens wird hier die Wahrscheinlichkeit eines Kaufes in einem bestimmten Shop in Abhängigkeit von Wochentag und Monat berechnet. Jeder Parameter wird als ein Knoten mit verschiedenen Zuständen im Netz betrachtet.

Dafür werden die Daten des Umsatzes in Abhängigkeit vom Datum benötigt. Das Datum wird schon auf dem SQL-Server in Wochentag und Monat aufgeteilt. Es bleibt zu beachten, dass bei einer Zuordnung eines Datums zu einem Wochentag mit dem SQL-Befehl `datepart(weekday, Datum)` ein numerischer Wert zwischen eins und sieben ausgegeben wird. Aufgrund der Standardisierung beginnt die Woche in den meisten SQL-Datenbanken mit dem Sonntag, und so entspricht der Wert 1 nicht Montag, sondern Sonntag. Unter Berücksichtigung dessen können die benötigten Daten mit einem einfachen SQL-Statement über JDBC in BaysiaLab geladen werden (siehe Anhang 6.3.2.2.2).

Für die hier durchgeführte Beispielrechnung wurde der Shop mit der ShopID 10000 ausgewählt.

Im ersten Schritt werden die Wahrscheinlichkeiten der einzelnen Zustände der verschiedenen Quellknoten aus der Verteilung der Daten berechnet. Die Anzahl der Zustände pro Knoten ergeben sich aus der Diskretisierung der Daten. Im angenommenen Beispiel bietet es sich an, für den Knoten *Wochentag* sieben Zustände anzunehmen und für den Knoten *Monat* zwölf Zustände. Für den angenommenen Shop führt Andasa insgesamt 65198 Transaktionen. Die Tabellen in Abbildung 85 zeigen die Verteilung der Umsatzsumme pro Tag dieser Transaktionen entsprechend der Diskretisierung der Knoten *Monat* und *Wochentag*. In diesem Fall entstehen dadurch 912 Datenpaare.

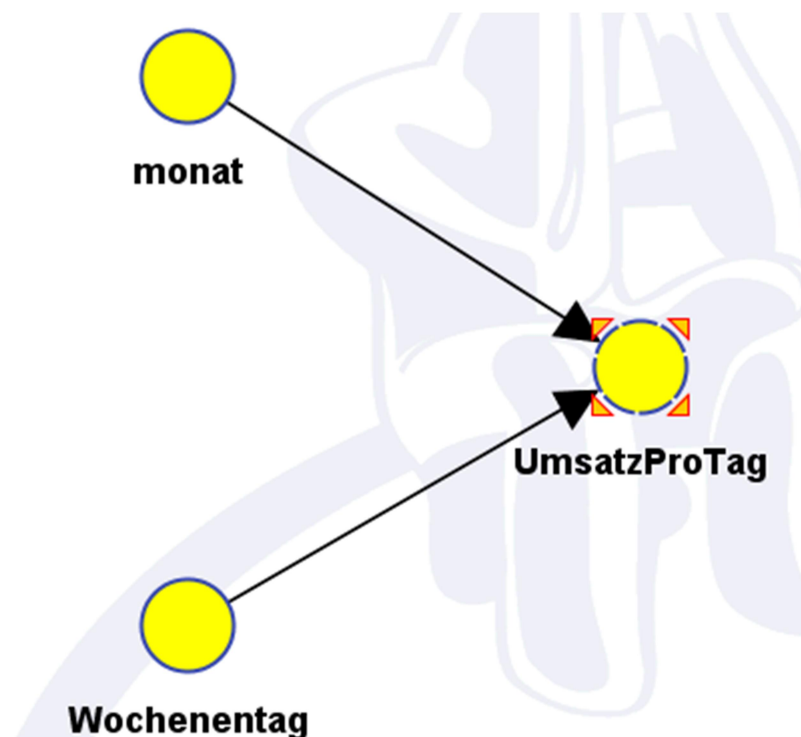


Abbildung 84: einfaches Bayes'sches Netz zur Umsatzhöhe eines Shops in Abhängigkeit von Wochentag u. Monat

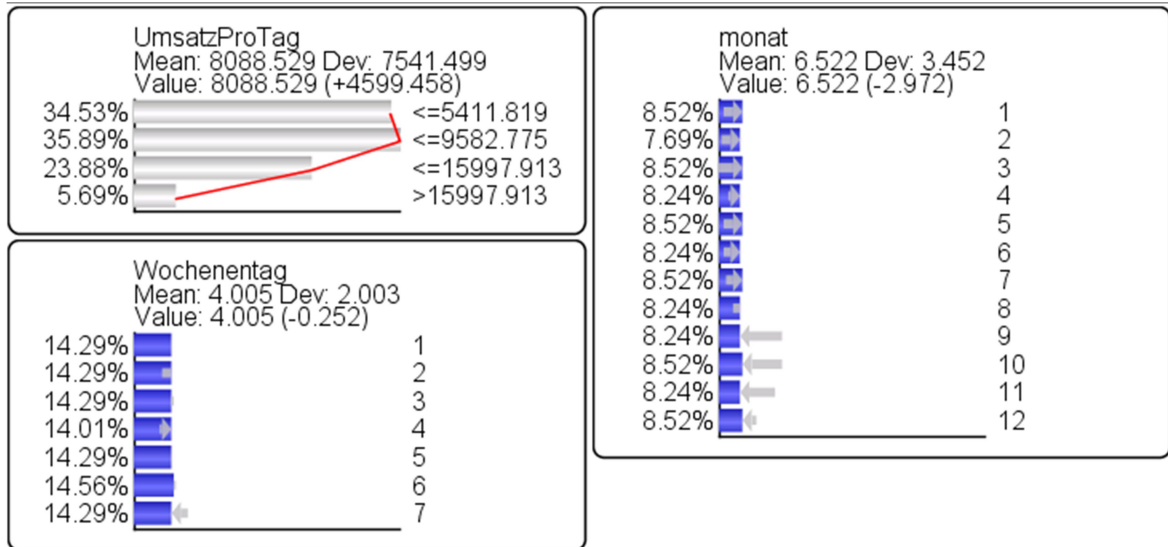


Abbildung 85: Diskretisierungen und Verteilungen für Bayes'sches Netz in BayesiaLab

Im Weiteren werden verschiedene Eigenschaften der einzelnen Knoten definiert. Für die Knoten *Wochentag* und *Monat* wird ein diskreter Ereignisraum mit 7 bzw. 12 Ereignissen angegeben. Für den Umsatz können entweder verschiedene Schritte vorgegeben werden oder der Knoten kann als kontinuierlich definiert werden. Über grafische Oberflächen werden dann die Abhängigkeiten definiert und die Gesamtberechnung des Netzes durchgeführt.

Aus diesen Wahrscheinlichkeiten können nach Gleichung  $P(B_k|A) = \frac{P(A|B_k)P(B_k)}{\sum_{i=1}^n P(A|B_i)P(B_i)}$  die Verteilung der Zustände des Zielknotens berechnet werden.  $P(B_k|A)$  beschreibt in dem Beispiel in Abbildung 21 die Wahrscheinlichkeit für ein Ereignis im Knoten *UmsatzProTag* nach dem Eintreten von Ereignis *A*, welches in diesem Fall ein bestimmter Wochentag oder Monat sein kann. Die Abbildung gibt zusätzlich auch die aus den Daten bestimmte Verteilung der Ereignisse der Knoten *Monat* und *Wochentag* wieder. Dabei fällt z.B. auf, dass die Wahrscheinlichkeit einer Transaktion im zweiten Monat geringer ist als in den anderen. Dies lässt sich jedoch durch den kürzeren Monat erklären. Ausgehend von einer perfekten Gleichverteilung müsste die Wahrscheinlichkeit einer Transaktion für jeden Monat 8,333 Prozent betragen. Ausgehend von einem Standardmonat mit 30 Tagen ist der Februar 6,6 Prozent kürzer, was einer Abweichung von 0,55 Prozent gegenüber der perfekten Gleichverteilung entspricht. In der Differenz ergibt sich für den zweiten Monat ein theoretischer Wert von 7,78 Prozent, was dem statistischen Wert aufgrund des Datenbestandes wieder sehr nahe kommt. Bis auf eine kurze Unterbrechung im August kann man auch den Unterschied zwischen Monaten mit 30 und 31 Tagen erkennen. Nachdem die abhängigen Wahrscheinlichkeiten durch die Software berechnet wurden, können die Daten in zwei Richtungen untersucht werden. Zum einen kann die Veränderung der Wahrscheinlichkeitsverteilung des Zielknotens bei vorgegebener Wahrscheinlichkeitsverteilung der Quellknoten analysiert werden. Dieses Verfahren entspricht einem klassischen Datenfilter. In der umgekehrten Richtung wird eine Verteilung der Zustände des Zielknotens vorgegeben, um dann die Verteilung der Quellknoten zu berechnen. In

diesem Fall kann z.B. bei ausreichend Daten die optimale Verteilung einzelner Parameter bestimmt werden, um einen Zielknoten zu optimieren.

In Abbildung 86 werden die Wahrscheinlichkeiten der Ereignisse im Knoten *UmsatzProTag* dargestellt für den Fall, dass alle Transaktionen an einem Sonntag im Januar gemacht werden. So ist in dem Beispiel die Wahrscheinlichkeit, dass der Umsatz an einem Januarsonntag die 15.998 Euro überschreitet, geringer als 17,54 Prozent. In dieser Berechnung fließen nur noch 12 der ursprünglich 912 Datenpaare, die aus den 65.198 Transaktionen erzeugt wurden, ein. Dies verdeutlicht, dass durch die Kombination verschiedener Filter oft auch ein großer Datenbestand nur wenige Fälle zur Untersuchung spezifischer Ereignisse liefert. Das klassische Anwendungsgebiet der Bayes'schen Netze ist aber die Betrachtung der Verteilung der Quellknoten für vorgegebene Verteilungen der Zielknoten. In der wirtschaftswissenschaftlichen Analyse kann es das Ziel sein, den Umsatz zu optimieren. Im vorangegangenen Anwendungsbeispiel kann dafür die Wahrscheinlichkeit des höchsten Umsatzes des Zielknotens *UmsatzProTag* auf 100 Prozent gesetzt werden. Abbildung 87 zeigt, dass sich jedoch die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Quellknoten *Wochentag* und *Monat* nur minimal verändert. In diesem Fall werden 38 der ursprünglichen Datenpaare verwendet, welche aber relativ gleichverteilt auf die Wochentage sind. Durch die Monatsverteilung der Daten wird ersichtlich, dass die Wahrscheinlichkeit, einen Umsatz über 15.998 Euro zu erzielen, im Dezember am größten ist.

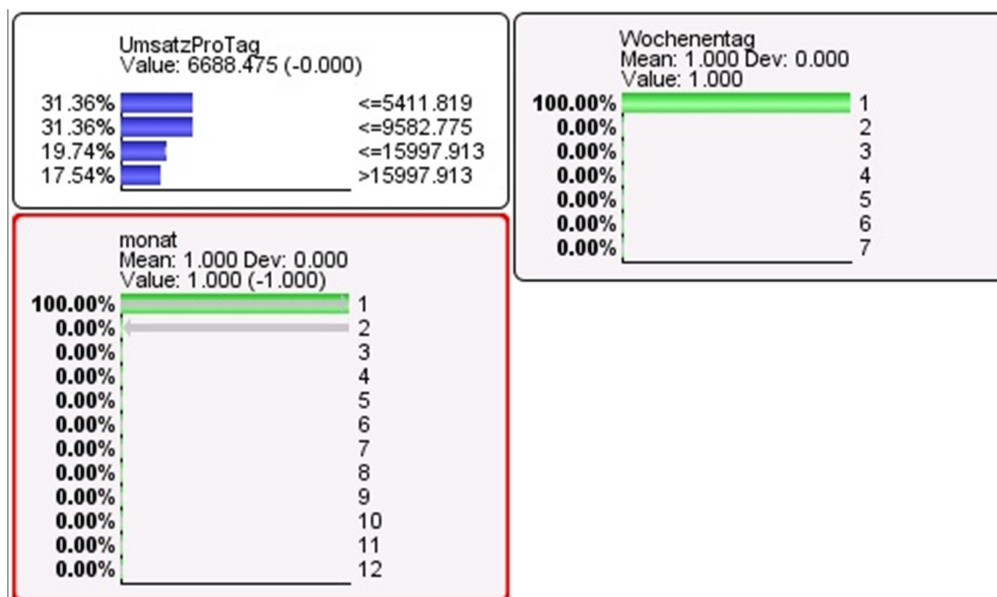


Abbildung 86: Berechnung Umsatzverteilung für Sonntage im Januar



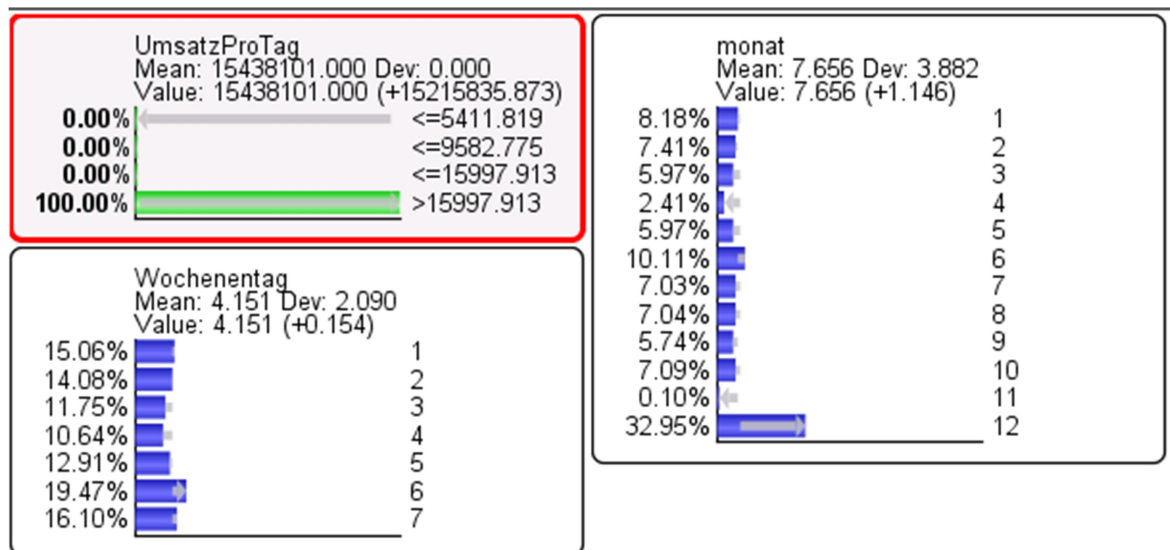


Abbildung 87: Wahrscheinlichkeitsverteilung der Quellknoten *Wochenentag* und *Monat*<sup>946</sup>

Wie bereits gezeigt, gibt es eine Korrelation zwischen Umsatz und Anzahl der Klicks, aufgrund derer auch die Klickdaten zur Konstruktion Bayes'scher Netze genutzt werden können. Ein Beispiel dafür ist das in Abbildung 88 dargestellte Netz für die ShopID 10000.

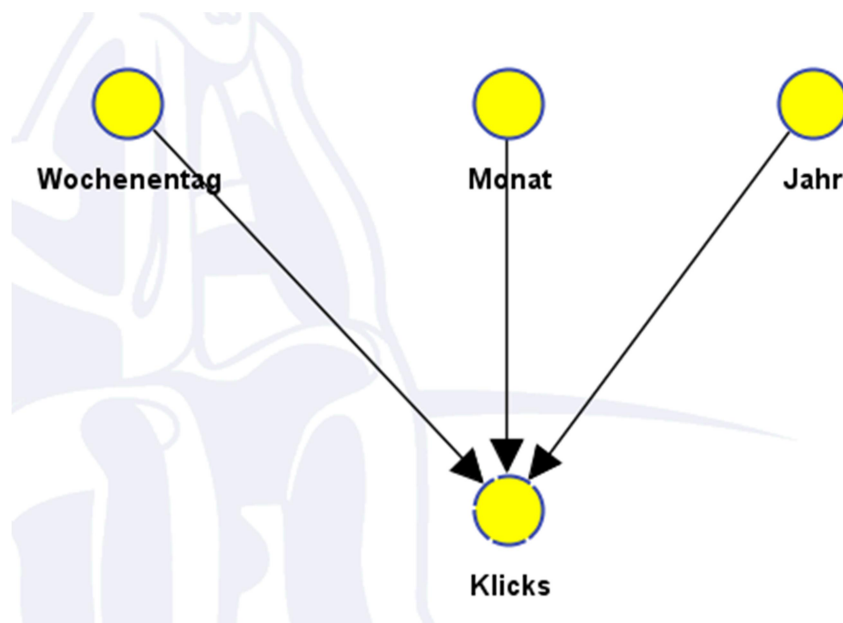


Abbildung 88: Bayes'sches Netz für Klickdaten

<sup>946</sup> mit Zielknoten UmsatzProTag, Zustand „>15997,913“=100%

Für dieses Netz ergeben sich folgende Wahrscheinlichkeitsverteilungen für das Jahr 2010 (Abbildung 89):

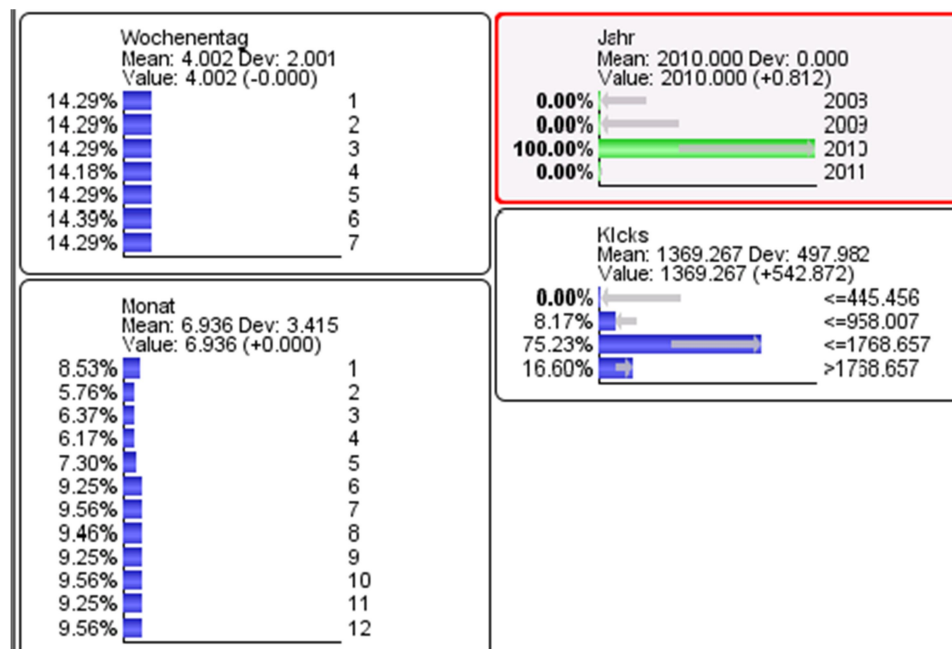


Abbildung 89: Wahrscheinlichkeitsverteilungen Klicks 2010

Auch hier ist eine Gleichverteilung der Wahrscheinlichkeiten der Klicks über die einzelnen Wochentage ersichtlich, jedoch ist der allgemeine Rückgang der Aktivität zwischen Februar und Mai deutlicher. Ähnlich wie beim Umsatz kann auch über die Klicks die Tage mit dem wahrscheinlichen Höchstumsatz bestimmt werden.

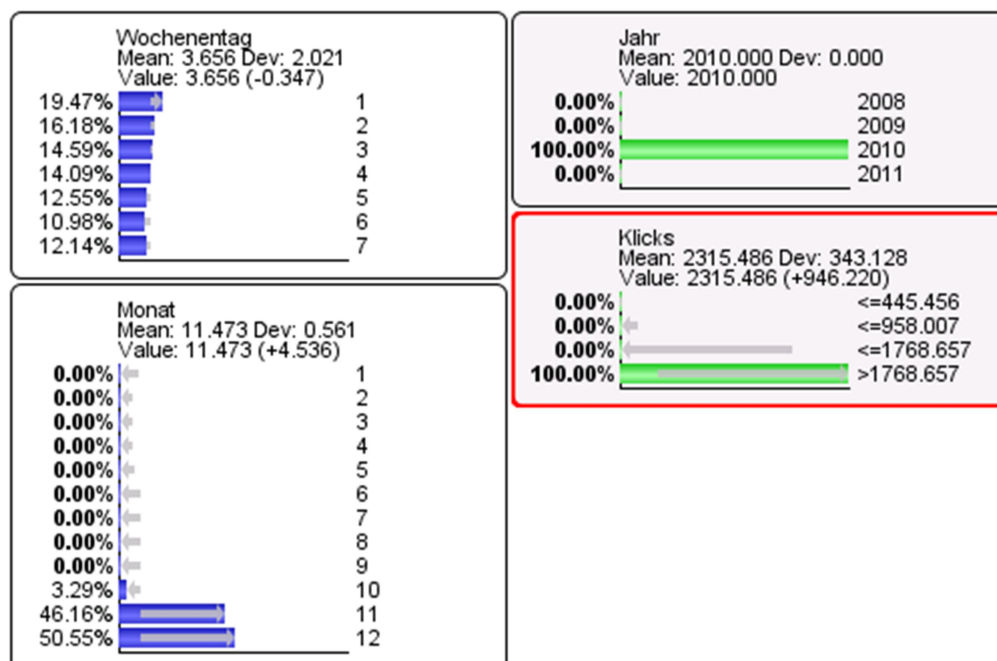


Abbildung 90: Tage mit höchstem Umsatz auf Klick-Basis

Der maximale Umsatz wird demnach an einem Sonntag im Dezember erzielt (siehe Abbildung 90). Bemerkenswert ist aber, dass die Wahrscheinlichkeit, einen derartigen Umsatz zwischen Januar und September zu erzielen, gleich null ist. Der bereits durchgeführte Fit zwischen Anzahl der Klicks und Anzahl der Transaktionen aller Shops ergab 11,89 Klicks pro Transaktion. Daraus resultieren bei 1.769 Klicks rund 149 Transaktionen. Aus den Daten kann noch der durchschnittliche Umsatz des Shops auf 81,54 Euro bestimmt werden. Damit ergibt sich für das größte Ereignis ein Umsatz von größer gleich 12.131,52 Euro. Bis zur Einführung des erweiterten Newsletterformats durch Andasa im Jahr 2012 waren die Klickdaten aber auf das Verhalten der Kunden im Andasa-Portal oder die Andasa-Toolbar beschränkt. Deswegen können über die Klicks auch nur Aussagen über das globale Verhalten der User getroffen werden, nicht aber über den Einfluss der Newsletter-Recommendations auf das Kaufverhalten. Aus diesem Grund und zur eindeutigen Auswertung der durchzuführenden A/B-Test wurde das Newsletterformat dahingehend verändert, dass ein Tracking der Klicks auf einzelne Positionen im Newsletter möglich ist.

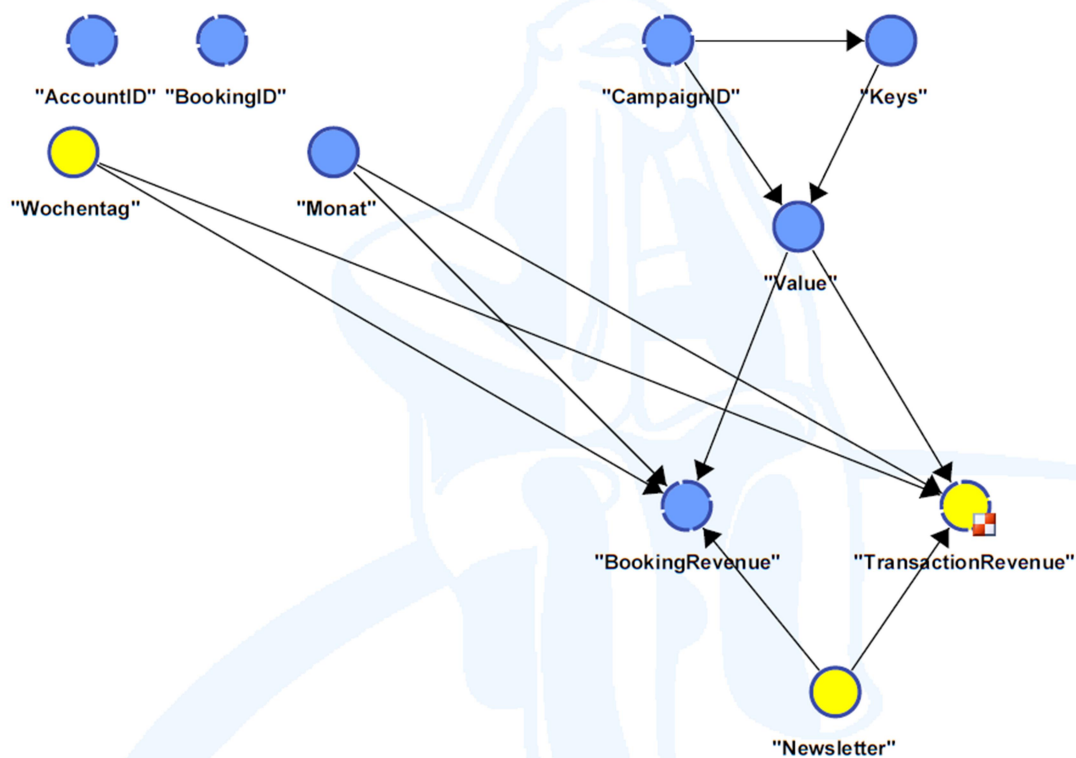


Abbildung 91: komplexeres Bayes'sches Netz zur Berechnung der Wirkung verschiedener Marketing-Kampagnen auf den Umsatz<sup>947</sup>

Es lässt sich feststellen, dass mit steigender Komplexität der Netze die zur Verfügung stehenden Daten zur Untersuchung einzelner Effekte schnell abnehmen. Entsprechend gering ist die Signifikanz der berechneten Ergebnisse.

<sup>947</sup>SQL-Query siehe 6.3.2.2.2.

Es zeigt sich letztlich, dass die mit Bayes'schen Netzen auf den vorhandenen Daten erzielbaren Ergebnisse entweder trivial oder wegen zu geringer einbezogener Daten nicht signifikant sind.

### 4.2.3 Ergebnisse und Evaluation

In den ersten Phasen der Wissensentdeckung wurden Werkzeuge und Methoden zum Data Mining untersucht und für den Anwendungszweck geeignete ausgewählt. Anschließend wurden sie im Rahmen eines Data-Mining-Prozesses auf die Daten im Data Warehouse angewandt. Entsprechend Schritt 7 des Data-Mining-Prozesses schließt sich eine Evaluierung der erzielten Resultate an. Dabei werden handlungsrelevante Ergebnisse herausgefiltert, eine betriebswirtschaftliche Bewertung durchgeführt und der Data-Mining-Prozess an sich bewertet.<sup>948</sup> Anhaltspunkte zu entsprechenden Selektionskriterien zeigt Tabelle 46.

Aufgabe	Kriterium/Anforderung
Ausfiltern handlungsrelevanter Ergebnisse <sup>949</sup>	Validität
	Neuheitsgrad
	Nützlichkeit
	Kompaktheit
	Verständlichkeit
Betriebswirtschaftliche Bewertung	Zu erwartender ökonomischer Erfolg
	Geeignete Aufbereitung, z.B. Darstellung mittels OLAP/Visualisierung
Bewertung des Data-Mining-Prozesses <sup>950</sup>	Prüfung auf methodische Schwachstellen
	Verbesserungs- und Rationalisierungsmöglichkeiten (insbes. Bei zyklischer Wiederholung).

Tabelle 46: Aufgaben und Kriterien bei der Evaluierung von Data-Mining-Ergebnissen nach (Hippner, et al., 2001 S. 114ff; Chapman, et al., 1999 S. 8,22ff, 70)

Im Einzelnen ergibt sich folgende Bewertung:

Mittels Data Mining konnten erfolgversprechende und betriebswirtschaftlich relevante Ergebnisse bei der Klassifizierung von Missbrauch erzielt werden.

Die Ergebnisse der statistischen Analyse erlaubten ein besseres grundsätzliches Verständnis für die Art der Nutzer, die das Cashback-System der Andasa GmbH einsetzen.

<sup>948</sup> (Hippner, et al., 2001 S. 114ff)

<sup>949</sup> Vgl. (Küppers, 1999 S. 88; Fayyad, et al., 1996 S. 7f).

<sup>950</sup> Vgl. (Chapman, et al., 1999 S. 34).

Damit war, insbesondere durch die Bezüge auf Ergebnisse anderer Untersuchungen, eine bessere Steuerung des Online Marketings unter Berücksichtigung des Kundenwertes möglich.

Die Interaktivität von OLAP und die Unterstützung der internen Kommunikation durch Visualisierung haben sich als praktikable Instrumente bei der Findung und Darstellung der Ergebnisse erwiesen. Interessante Fragestellungen konnten damit ad-hoc untersucht werden. Insbesondere bei der Analyse von Entwicklungen über die Zeit stellte sich OLAP als nützliche Methode heraus. Die Methoden OLAP und Visualisierung wurden erfolgreich in die betriebliche Praxis bei Andasa eingeführt. Nachteilig wirkte sich aus, dass mit diesem Instrument in erster Linie qualitative Beurteilungen durch Menschen - „Nutzergruppe A“ scheint besser als „Nutzergruppe B“ zu sein – möglich waren, eine direkte automatische Verwendung dieser Ergebnisse aber nicht erfolgte.

Das Clustering brachte keine handlungsrelevanten Ergebnisse - entweder hatten die Resultate keinen Neuheitswert, oder sie waren nicht begründbar.

Auch die Bayes'schen Netze konnten aufgrund zu hoher Varianzen ihre Leistungsfähigkeit nicht unter Beweis stellen. Hier müssen für zukünftige Untersuchungen andere Fragestellungen in Erwägung gezogen werden.

Insgesamt traten trotz der umfangreichen Datenbasis in der Data-Mining-Phase Probleme mit großen Varianzen und Sparse-Data-Effekten auf. Des Weiteren stellte sich bei der Diskussion der Ergebnisse heraus, dass oft konkurrierende alternative Erklärungen (z.B. parallel laufende Marketing-Aktionen der betrachteten Shops oder ihrer Wettbewerber, TV Werbung) zur Ursache der gefundenen Zusammenhänge in Frage kommen, weil die Umstände bei der Erfassung der historischen Daten im Nachhinein nicht kontrollierbar sind und generell nicht vollständig erfasst werden können. Abgesehen von den aufgetretenen Signifikanz-Problemen stellt dieser Umstand einen wesentlichen Hinderungsgrund bei der Überführung der Ergebnisse in die betriebliche Praxis dar.

### 4.3 Feldexperimente mit Newslettern

In diesem Abschnitt werden die Durchführung und die Ergebnisse verschiedener Online-Feldexperimente mit dem Andasa Newsletter unter Verwendung der entwickelten Software-Komponenten für A/B-Tests und Personalisierung beschrieben. Das Ziel ist die empirische Prüfung der Hypothesen unter Einsatz der entwickelten Artefakte und gleichzeitiger funktionaler Evaluierung dieser. Inhalte dieses Abschnitts wurden in (Fassauer, et al., 2014b) bzw. (Fassauer, et al., 2014a) vorgestellt.

Für die Evaluierung der A/B-Testkomponente wird die Wirkung von unterschiedlichen Preis/Rabatt Präsentationen auf das Kundenverhalten<sup>951</sup> experimentell untersucht.

Zur Wirkung absoluter und relativer Rabatt-Darstellungen auf das Konsumentenverhalten gibt es bereits eine Reihe von Untersuchungen<sup>952</sup>. Nach diesen haben

---

<sup>951</sup> Erklärt durch die Prospect Theorie, vgl. Abschnitt 2.2.1.

<sup>952</sup> Vgl. (Kim, et al., 2006 S. 311ff), (Estelami, 2003 S. 1ff), (Gendall, et al., 2006 S. 458ff), (Chen, et al., 1998 S. 353ff), (DelVecchio, et al., 2007 S. 158ff).

Absolutwerte den Vorteil, den exakten (Geld-)Wert direkt zu kommunizieren, während bei einer relativen Angabe der Verbraucher zwar den Wert des Angebots im Vergleich zum Gesamtpreis kennt, die konkrete Ersparnis in Euro aber erst errechnen muss.<sup>953</sup> Des Weiteren hängt die Attraktivität des Rabatts vom Basispreis des Produkts (20€ Rabatt auf 100€ sind attraktiver als 20€ auf 400€) sowie weiteren Faktoren, z.B. Produktkategorie oder Marke, ab<sup>954</sup>. Dabei zeigen die Studien, dass für hochpreisige Produkte absolute Werte attraktiver sind, während für Produkte mit niedrigem Preis prozentuale Angaben eher wirksam erscheinen. Für mittlere Preisniveaus fehlen Angaben. Wenig überraschend erscheinen Rabatte attraktiver, je größer der angebotene Geld- oder Prozentwert ist.<sup>955</sup>

Die diesen Ergebnissen zugrunde liegenden Untersuchungen wurden jedoch überwiegend mit einer geringen Zahl (meist deutlich weniger als 500) Versuchspersonen in Form von Befragungen durchgeführt und beziehen keine realen Nutzertransaktionen ein, daher bietet sich eine Überprüfung in Feldexperimenten an.

### 4.3.1 Eckdaten der Tests

Der Newsletter wird von Andasa an variierenden Wochentagen als E-Mail an die Nutzer versandt, welche sich durch einen „Double-Opt-In“ Prozess angemeldet haben (siehe 2.3.2.3.3). Es handelt sich um einen HTML-Newsletter. Die Newsletter sind für eine optimale Darstellung ab einer Mindestauflösung von 1024x768 Pixeln ausgelegt.

Die Zielgruppe umfasste immer die gleichen ca. 126.000 Empfänger (Lerneffekte können demzufolge auftreten). Änderungen erfolgten nur durch Abmeldungen und Neuanmeldungen. Die Empfänger hatten in der Vergangenheit bereits mehrere relative und absolute Cashback-Angebote erhalten, wobei die konkrete Anzahl vom Anmeldezeitpunkt abhängt. Die zuvor versandten Newsletter variierten in Design und Inhalt, insbesondere auch bezüglich Handlungsaufforderung (vorh./nicht vorh.), Rabatthöhe und Rabattart, so dass diesbezüglich keine Erwartungshaltung bei den Empfängern aufgebaut worden ist. Der Versandtag variierte zuvor über alle Wochentage außer Sonntag, und die Häufigkeit des Versands zwischen ein- und dreimal pro Woche.

Der Versand erfolgte zwischen Mai und August 2012 über eigene Mailserver<sup>956</sup>. Die Dauer des Versands betrug fünf bis sechs Stunden.

Alle Tests wurden univariant durchgeführt. Die Gesamtheit der Besucher/Empfänger wird zufällig in zwei Gruppen (A, B) geteilt, jede Gruppe erhält eine nur in einem Aspekt modifizierte Variante des Newsletters. (vgl. Abschnitt 2.5.3.4) Ein Beispiel für zwei solche Varianten zeigt Abbildung 92.

---

<sup>953</sup> Vgl. (Chen, et al., 1998), (Estelami, 2003).

<sup>954</sup> Vgl. (Shina, et al., 2000).

<sup>955</sup> (Nicola, et al., 2012 S. 21f), vgl. (DelVecchio, et al., 2007), (Gendall, et al., 2006), (Chen, et al., 1998)

<sup>956</sup> Seit 2013 versendet Andasa über den Amazon Simple Email Service (SES) mit den Sicherheitsmechanismen DomainKeys Identified Mail (DKIM) und Sender Policy Framework (SPF). (Siehe auch S.57).

Nach Abschluss des Versands wurden signifikante Unterschiede in der Zielerreichung der beiden Varianten gesucht. Der bei der Auswertung betrachtete Zeitraum umfasste dabei zwischen 3 und 7 Tage, um Überschneidungen mit anderen Marketing-Maßnahmen zu minimieren.

Es wurden folgende Daten zum Nutzerverhalten erfasst:

- Öffnungszeitpunkt
- Welche Links wurden wann angeklickt
- In welchen Partner-Shops/Kategorien wurden wann Bestellungen mit welchen Bestellwerten durchgeführt
- Wann erfolgten Abmeldungen vom Newsletter
- 

Diese Daten wurden pseudonymisiert aus dem Andasa-System exportiert und ausgewertet.

Zur Entscheidung, ob ein Ergebnis signifikant ist, ist die Festlegung eines Konfidenzniveaus (Vertrauenswahrscheinlichkeit, Sicherheit) erforderlich. Gebräuchliche Werte dafür sind 0.9, 0.95 und 0.99, meist wird 0.95 verwendet.<sup>957</sup>

Das Konfidenzniveau für die A/B-Tests wird deshalb auf 0.95 festgelegt. Das Konfidenzniveau wird errechnet, indem die Irrtumswahrscheinlichkeit  $p$  (für Fehler erster Ordnung<sup>958</sup>) von 1 abgezogen wird.<sup>959</sup> In der Literatur wird anstelle des Konfidenzniveaus auch oft der  $p$ -Wert angegeben und die Ergebnisse durch Sterne in entsprechende Gruppen eingeteilt:  $*$  =  $p < 0,1$ ,  $**$  =  $p < 0.05$ ,  $***$  =  $p < 0.01$ .<sup>960</sup>

### 4.3.2 Beispiel-Experimente

Im Folgenden wird an zwei Beispielen die prinzipielle Umsetzung der Experimente erläutert.

Die in Abbildung 92 dargestellten Varianten wurden am 11.5.2012 an insgesamt 126.191 Empfänger versandt, wobei 62.953 Variante A, 63.238 Variante B erhielten. Es wurden Klicks und Transaktionen am Aussendetag und den beiden Folgetagen berücksichtigt.

Als erster Test wurde die Frage untersucht, ob ein relativer Prozentwert (z.B. 20%) oder ein absoluter Geldwert in Euro (z.B. 30€) zur Darstellung des Cashback- Betrages besser geeignet ist. Das zu bewertende Ziel ist dabei die Anzahl der durch den Newsletter innerhalb von drei Tagen<sup>961</sup> nach Versand gewonnenen Besteller. Der angegebene Absolutbetrag des Cashbacks orientierte sich dabei am mittleren Warenkorb der beworbenen Shops und Zielvorgaben aus dem Marketing von Andasa.

---

<sup>957</sup> (Teschl, et al., 2007 S. 336)

<sup>958</sup> Null-Hypothese wird abgelehnt, obwohl sie richtig ist (Genschel, et al., 2005 S. 182).

<sup>959</sup> Vgl. (Schels, 2005 S. 225).

<sup>960</sup> Vgl. (Hoem, 2008 S. 438).

<sup>961</sup> Eingeschränkter Zeitraum zur Vermeidung von Überschneidungen mit anderen Marketing Maßnahmen.

Die Ergebnisse des Tests zeigt Tabelle 47.



Abbildung 92: Newsletter-Varianten Cashback-Wert

Variante	Klicks	Klick-Rate	Anzahl Besteller	Conversion-Rate <sup>962</sup>
A Bonus in €	328	0,52%	23	7,0%
B Bonus in %	299	0,47%	5	1,7%

Tabelle 47: Conversion-Raten Newsletter Varianten Cashback-Wert

Variante A konvertiert bezogen auf die Grundmenge der Nutzer, die geklickt haben, signifikant ( $p < 0,003$ ) besser als B (Yates Chi-Quadrat = 9,11).<sup>963</sup>

Bezogen auf alle Empfänger ist der Unterschied ebenfalls signifikant (Yates Chi-Quadrat = 10,54,  $p < 0,0012$ ). Bei den Klick-Raten gibt es hingegen keinen signifikanten Unterschied.

In einem weiteren Test (siehe Tabelle 48) wurde untersucht, wie sich unterschiedliche Betreff-Zeilen (Subjects) auf die Klick-Raten auswirken. Es wurden konkrete Cashback- Werte einzelner Anbieter im Vergleich zu einer Bezugnahme auf einen saisonalen Höhepunkt getestet. Der Newsletter wurde am 29.8.2012 an 130.073

<sup>962</sup> Bezogen auf die Klicks.

<sup>963</sup> Der G-Test liefert vergleichbare Ergebnisse. Da der Chi-Quadrat-Test den G-Test approximiert, sind die Ergebnisse bei ausreichend großen Stichproben identisch (vgl. (Cohen, et al., 2001 S. 127f)).



Empfänger versandt, Variante B erhielten 65.159, Variante A 64.914 Nutzer. Es wurden Klicks am Aussendetag und den beiden Folgetagen berücksichtigt.

Variante Subject	Klicks	Klick-Rate	Besteller	Conversion-Rate
A Nicht vergessen: In knapp drei Wochen beginnt das Oktoberfest!	311	0,48%	9	2,9%
B Diese Woche: Hotels.com (22,88 Euro) Baur (4,68 Euro) s.Oliver (4,75 Euro)...	408	0,63%	13	3,2%

Tabelle 48: Klick-Raten Newsletter bei verschiedenen Betreffzeilen

Variante B wird signifikant ( $p < 0,0003$ ) besser geklickt als A (Yates Chi-Quadrat = 12,98). Die Conversion-Rate bezogen auf die Klicks unterscheidet sich nicht signifikant, ebenso wie die Öffnungsrate (A: 7,28%, B:7,51%).

### 4.3.3 A/B-Tests Rabattdarstellungen

Nachdem im vorangegangenen Abschnitt die Umsetzung der Experimente beispielhaft dargestellt wurde, soll in diesem Abschnitt die Frage, ob relative oder absolute Rabatte auf die Andasa- Nutzer unterschiedlich wirken, genauer untersucht werden.

Im Zeitraum vom 4. bis 22. Mai wurden insgesamt sechs Newsletter verschickt. Jeder Newsletter wurde in zwei Varianten an gleichverteilte Usergruppen versendet. In der ersten Variante wurde ein absoluter Cashbackbetrag angeboten und in der zweiten ein prozentualer Betrag.

Der Auswertungszeitraum für Öffnungsdaten beträgt 14 Tage ab Aussendung, Klick- und Transaktionsdaten werden für drei Tage einbezogen (Aussendetag und zwei Folgetage), Transaktionen werden einem Klick jeweils am Tag des Klicks und seinem Folgetag zugeordnet. Aussendungsbeginn war 4:20 Uhr, Ende vor 10 Uhr.

#### 4.3.3.1 Öffnungsrate Prozente vs. Euro

Tabelle 49 zeigt die unterschiedlichen Öffnungsraten.

Datum	Variante Euro	Variante Prozent
4. Mai 2012	8,24 %	8,37 %
9. Mai 2012	7,12 %	7,15 %
11. Mai 2012	7,12 %	7,00 %
15. Mai 2012	10,71 %	10,72 %
18. Mai 2012	7,98 %	7,76 %

22. Mai 2012	9,84 %	9,74 %
--------------	--------	--------

Tabelle 49: Öffnungsraten der Newsletter-Varianten 4.-22. Mai

Mit der Nullhypothese, dass die Art der Darstellung des Cashbacks keinen Einfluss auf die Öffnung des Newsletters hat, ergeben sich folgende (Tabelle 50) Erwartungswerte für die einzelnen Daten.

Datum	Erwartungswert
4. Mai 2012	8,305 %
9. Mai 2012	7,13 %
11. Mai 2012	7,055 %
15. Mai 2012	10,715 %
18. Mai 2012	7,87 %
22. Mai 2012	9,19 %

Tabelle 50: Erwartungswerte

Damit ergibt sich für die Prüfgröße in diesem Fall einen Wert von 0,083957. Da dieser Wert kleiner ist als der entsprechende Wert der Chi-Quadrat-Verteilung von 3,84 kann die Nullhypothese nicht abgelehnt werden, was bedeutet, dass eine prozentuale oder absolute Darstellung des Cashbacks keinen Einfluss auf das Öffnen der Newsletter hat. Dieses Ergebnis bestätigt die Erwartungen, da grundsätzlich die Art des Cashbacks erst nach dem Öffnen der Mail zu erkennen ist.<sup>964</sup>

Zum Vergleich kann noch die Berechnung mittels  $t$ -Test herangezogen werden. Der Mittelwert der absoluten Cashbackreihe beträgt 8,498 Prozent und ist mit einer Varianz von 1,8136 behaftet. Für die prozentuale Darstellung ergibt sich ein Mittelwert von 8,456, welcher mit einer Varianz von 1,8486 behaftet ist. Damit ergibt sich nach der  $t$ -Test-Statistik ein Wert von  $t=0,039$ . Mit 5 Prozent Unsicherheit ergibt sich in der  $t$ -Verteilung

$$t\left(1 - \frac{0,05}{2}; 6 + 6 - 2\right) = t(0,975; 10) = 2,228 \quad (18)$$

Daraus folgt, dass auch in diesem Fall die Nullhypothese nicht abgelehnt werden kann.

---

<sup>964</sup> Die Öffnungsrate einer E-Mail-Aussendung wird überwiegend vom Betreff bestimmt (vgl. z.B. (Kulka, 2013 S. 359)). Dieser ist jedoch in beiden Gruppen identisch, so dass seine Wirkung als gleich angenommen werden kann.

#### 4.3.3.2 Klickrate Prozente vs. Euro

Im letzten Punkt wurde begründet, warum die Cashback-Art keine Auswirkung auf die Öffnungsrate der Newsletter hat. Im Folgenden wird untersucht, ob dieses Merkmal einen signifikanten Unterschied in der Klickrate bewirkt. Dafür werden die gleichen Newsletter betrachtet wie im Punkt 6.1, jedoch wird in diesem Fall als Grundgesamtheit nur die jeweils geöffnete Menge der Newsletter betrachtet (siehe Tabelle 51 und Tabelle 52).

Datum Newsletter 1 (Euro)	Öffnungsrate	Gesamt geöffnet	Klicks	Normierte Klicks
4. Mai 2012	8,24 %	5.182	351	363,50
9. Mai 2012	7,11 %	4.468	281	337,51
11. Mai 2012	7,11 %	4.475	328	393,34
15. Mai 2012	10,71 %	6.773	488	386,66
18. Mai 2012	7,98 %	5.036	314	334,61
22. Mai 2012	9,84 %	6.265	352	301,52

Tabelle 51: Öffnungsraten, Öffnungen und Klicks, Newsletter mit Euro-Wert

Datum Newsletter 2 (Prozent)	Öffnungsrate	Gesamt geöffnet	Klicks	Normierte Klicks
4. Mai 2012	8,37 %	5.261	398	404,13
9. Mai 2012	7,15 %	4.521	299	353,29
11. Mai 2012	7,00 %	4.426	299	360,88
15. Mai 2012	10,72 %	6.773	456	359,66
18. Mai 2012	7,76 %	4.923	262	284,30
22. Mai 2012	9,74 %	6.148	342	297,16

Tabelle 52: Öffnungsraten, Öffnungen und Klicks, Newsletter mit Prozent-Wert

Eine Normierung der Klicks ist in diesem Fall notwendig, um den Umstand der unterschiedlichen Größen der Grundgesamtheiten zu berücksichtigen.

Damit ergibt sich für den ersten Newsletter ein Mittelwert von  $\bar{X} = 352,856$  mit einer Standardabweichung von 31,88. Auf den gleichen Weg kann der Wert  $\bar{Y} = 343,24$  mit einer Standardabweichung von 40,80 für den zweiten Newsletter berechnet werden.

Es ergibt sich für die  $t$ -Statistik ein Wert von  $t = 0,415$ . Bei 5% Unsicherheit ergibt sich  $t(0,975;10) = 2,228$ . Demzufolge kann auch in diesem Fall die Nullhypothese nicht abgelehnt werden.

#### 4.3.3.3 Conversion-Rate Prozente vs. Euro

In Kapitel 5 wurde bereits die Abhängigkeit der Conversion-Rate von der Darstellung des Cashback-Betrages nachgewiesen. An dieser Stelle wird dieser Zusammenhang nochmals für mehrere Newsletter untersucht. Wie bereits im vorangegangenen Abschnitt muss die Anzahl der Besteller normiert werden. In diesem Fall wird als Grundgesamtheit die Anzahl der Klicks gewählt. Die folgenden Tabellen geben einen Überblick über Anzahl der Klicks und Anzahl der Bestellungen der verschiedenen Newsletter (Tabelle 53, Tabelle 54).

<b>Datum Newsletter 1 (Euro)</b>	<b>Klicks</b>	<b>Besteller</b>	<b>Normierte Besteller</b>
4. Mai 2012	351	11	11,04178538
9. Mai 2012	281	12	15,04626335
11. Mai 2012	328	23	24,70630081
15. Mai 2012	488	14	10,10792350
18. Mai 2012	314	10	11,22080679
22. Mai 2012	352	16	16,01515152

Tabelle 53: Klicks und Besteller, Newsletter mit Euro

<b>Datum Newsletter 2 (Prozente)</b>	<b>Klicks</b>	<b>Besteller</b>	<b>Normierte Besteller</b>
4. Mai 2012	398	17	14,63651591
9. Mai 2012	299	24	27,50501672
11. Mai 2012	299	5	5,730211817
15. Mai 2012	456	8	6,011695906
18. Mai 2012	262	4	5,231552163
22. Mai 2012	342	13	13,02534113

Tabelle 54: Klicks und Besteller, Newsletter mit Prozent

Mit den normierten Werten ergibt sich als Mittelwert der Anzahl der Besteller pro Kampagne innerhalb der ersten drei Tage ab Kampagnenstart für Newsletter Variante 1

ein Wert von  $\bar{X} = 14,68$  und für Variante 2 ein Wert von  $\bar{Y} = 12,02$ . Der Mittelwert  $\bar{X}$  ist mit einer Standardabweichung von 4,98 Bestellern behaftet und der Mittelwert  $\bar{Y}$  mit 7,85 Bestellern. Für die Prüfgröße der  $t$ -Statistik ergibt sich in dem Fall  $t = 0,7$ . In der  $t$ -Verteilung ergibt sich wieder  $t(0,975; 10) = 2,228$ . Daraus folgt, dass auch in diesem Fall die Nullhypothese nicht abgelehnt werden kann.

Bei genauerer Analyse zeigt sich für die Newsletter zwischen 11. Mai bis 22. Mai ein abweichendes Verhalten:

Für Newsletter Variante 1 ergibt sich so ein Wert von  $\bar{X} = 16,31$  und für Variante 2 ein Wert von  $\bar{Y} = 7,44$ . Der Mittelwert  $\bar{X}$  ist mit einer Standardabweichung von 6,05 Bestellern behaftet und der Mittelwert  $\bar{Y}$  mit 3,18 Bestellern. Für die Prüfgröße der  $t$ -Statistik ergibt sich in dem Fall  $t = 3$ . Mit einer angenommenen Unsicherheit von 5 Prozent ergibt sich in der  $t$ -Verteilung

$$t\left(1 - \frac{0,05}{2}; 4 + 4 - 2\right) = t(0,975; 6) = 2,447 \quad (19)$$

Damit kann in diesem Fall die Alternativhypothese mit einer Unsicherheit von 5 Prozent als wahr angenommen werden.

Die Newsletter ab dem 11. Mai unterschieden sich von den vorhergehenden dadurch, dass das Andasa Marketing einen Klick-Button hinzugefügt hat (allen Gruppen). Das Vorhandensein/nicht-Vorhandensein des Buttons ist offenbar eine Störgröße, die das Käuferverhalten signifikant beeinflusst.

#### 4.3.4 A/B-Test zur Personalisierung

Mit den bisherigen Tests wurde der Einfluss absoluter und relativer Rabatt-Darstellungen im Newsletter auf das Konsumentenverhalten untersucht und teilweise signifikante Wirkungen festgestellt. Dadurch wurde die prinzipielle Eignung und Funktion des realisierten Experimentaldesigns belegt. Im folgenden Abschnitt wird das System in einem Experiment zur Personalisierung eingesetzt. Damit werden die Hypothesen empirisch überprüft. Gleichzeitig erfolgt dabei eine funktionale Evaluierung der Personalisierungs-Komponente.

Für die Umsetzung als A/B-Test im Andasa Newsletter muss ein geeignetes Empfehlungsverfahren ausgewählt werden. Zusätzlich muss die Kontrollgruppe so bestimmt werden, dass ihre Empfehlungen auf durchschnittlichem Käuferverhalten beruhen.

##### 4.3.4.1 Auswahl des Empfehlungsverfahrens

Wie in Abschnitt 2.4.5 beschrieben, existieren zahlreiche unterschiedliche, z.T. kombinierbare, Techniken zur Personalisierung. Daraus sind für Multi-Shop-Daten geeignete Empfehlungsverfahren (Recommender) auszuwählen. Um die Funktion der Empfehlungskomponente an sich zu testen, sollte zuerst ein einfacher Algorithmus zur Anwendung kommen, damit technische Probleme bei der Berechnung möglichst ausgeschlossen werden konnten. Darüber hinaus soll die Wirkung der verwendeten Daten untersucht werden, nicht die Effektivität des eingesetzten Verfahrens.

Es wurde schließlich in Abstimmung mit Andasa ein sehr einfacher Recommender auf Basis der Klick-Daten ausgewählt: Einem Nutzer wird der Shop empfohlen, den er in den letzten 100 Tagen am häufigsten angeklickt hat.

Dieses Verfahren bietet einige Vorteile: die Berechnung der Empfehlungen ist einfach (siehe Codeauszug im Anhang 6.3.2.3), die erzeugte Last auf dem System ist demzufolge gering. Die Berechnung ist schnell, muss nicht in Echtzeit erfolgen und kann deshalb zu einem Zeitpunkt mit geringer Systemlast erfolgen. Die erzeugten Empfehlungen lassen sich stichprobenartig mit dem Back-Office des Andasa-Systems auf Korrektheit prüfen. Das Verfahren ist einfach erklärbar und schnell umzusetzen. Es nutzt den Multi-Shop-Charakter der Daten. Es ist zukünftig einfach erweiterbar, eine Variation ist über einfache Parameter möglich.

#### **4.3.4.2 Definition der Kontrollgruppe**

Zur Bestimmung der Shop-Empfehlung der Kontrollgruppe für das gewählte Verfahren lassen sich die historischen Käuferverhaltensdaten von Andasa heranziehen:

Der Shop, der über alle Nutzer betrachtet im Durchschnitt am häufigsten angeklickt wurde, ist Amazon. Wie in Abschnitt 4.2.1 angeführt, handelt es sich dabei auch um den Shop mit den meisten Bestellungen bei Andasa. Amazon besitzt als Universalversender und Marktplatz eine sehr umfangreiche Angebotspalette. Dadurch steht der Shop vom Angebot her mit vielen anderen Shops im Wettbewerb und stellt somit fast immer eine sinnvolle Alternative zum empfohlenen Shop dar. Für viele Andasa Nutzer ist die Marke Amazon vertraut, weil sie dort bereits bestellt haben. Der vom Recommender empfohlene Shop ist ihnen ebenfalls vertraut, da sie ihn zuvor bereits häufig aufgerufen haben. Damit wird mit der Festlegung auf Amazon eine hohe Vergleichbarkeit der Empfehlung für die Kontrollgruppe mit der vom Recommender erzeugten Shop-Empfehlung erzielt.<sup>965</sup>

#### **4.3.4.3 Operative Durchführung**

Am 19.6.2013 wurde der reguläre wöchentliche Andasa Newsletter zwischen 4:20 und 10:00 Uhr versandt. 5.210 Empfänger daraus erhielten die Variante mit personalisierter Shop-Empfehlung (Gruppe A, siehe Abbildung 93 links), 5.191 Empfängern wurde Amazon empfohlen (Gruppe B, siehe Abbildung 93 rechts). Beide Gruppen wurden zufällig gleichverteilt unter den Nutzern ausgewählt, die in den letzten 100 Tagen Shops angeklickt hatten.

Der Inhalt war bis auf die (im ohne zu scrollen sichtbaren Bereich befindliche) Shop-Empfehlung identisch. Es wurden nur Shops empfohlen, bei denen das Cashback als Prozentwert angegeben war. Alle Newsletter hatten den Absender „Andasa Cashback News [newsletter@andasa.de]“ und den Betreff „5% für Dich“.

Die Auswertung erfolgte mittels Excel und R. Die zugehörigen SQL-Skripte zum Datenexport befinden sich im Anhang 6.3.2.2.3.

---

<sup>965</sup> Amazon ist deshalb die bessere Variante als Empfehlung für die Kontrollgruppe als zufällig ausgewählte Shops. Bei zufälliger Auswahl würden oft Shops empfohlen, die der Nutzer nicht kennt oder die vom Produktangebot nicht vergleichbar sind.

---



Abbildung 93: Beispiel personalisierter Newsletter (Gruppen A, B)

#### 4.3.4.4 Auswertung

Es wurden insgesamt 1.186 unterschiedliche Shops empfohlen. Die Verteilung der Empfehlungen auf die Shops zeigt Abbildung 94. Die Anzahl der Empfehlungen bewegt sich dabei zwischen 1 und 671. Es gibt einerseits viele Shops, die selten empfohlen wurden, was für eine starke Individualisierung des Nutzerverhaltens spricht. Andererseits gibt es relativ wenige Shops, die sehr häufig empfohlen werden, was für eine starke Dominanz dieser im Einkaufsmix der Nutzer spricht.

Anschließend wurden die Newsletter-Öffnungen, die Aufrufe der einzelnen Links im Newsletter, die Shop-Aufrufe über die Andasa Website sowie die Bestellungen der Nutzer am 19. und 20.6. erfasst. Bei mehreren Shop-Aufrufen durch den gleichen Nutzer wurde nur der erste gezählt, ebenso bei mehreren Bestellungen.

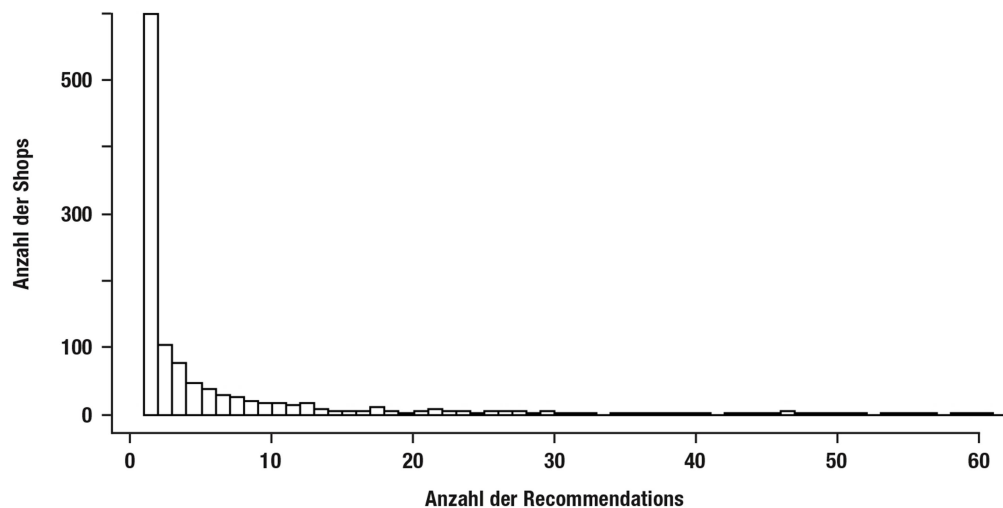


Abbildung 94: Verteilung der Empfehlungen auf die Shops<sup>966</sup>

Im den folgenden Abschnitten werden diese Daten für die beiden Gruppen verglichen und auf Unterschiede geprüft. Zuerst wird die Grundgesamtheit aller Empfänger betrachtet.

Bei der Öffnungsrate (siehe Tabelle 55) ergab sich kein signifikanter Unterschied (Yates Chi-Quadrat = 1,834). Da bei beiden Gruppen der Betreff gleich ist und der Unterschied zwischen beiden Gruppen erst nach dem Öffnen sichtbar wird, war dieses Ergebnis zu erwarten.

Gruppe	A (personalisiert)	B (Amazon)
Öffnungen	1.883	1.809
Öffnungsrate	36,14%	34,85%

Tabelle 55: Vergleich Öffnungsraten Gruppen A/B

Betrachtet man dagegen die Shop-Aufrufe (siehe Tabelle 56), so wurden mit einer Unsicherheit von  $\alpha=0.05$  von signifikant mehr Empfängern des personalisierten Newsletters Shops aufgerufen als bei der nicht-personalisierten Variante.

Bei den hier betrachteten Shop-Aufrufen handelt es sich um alle Aufrufe beliebiger Shops von Nutzern der entsprechenden Gruppen über Andasa, nicht nur um Aufrufe aus dem Newsletter direkt. Damit werden auch indirekte Wirkungen des Newsletters erfasst, die nicht über einen Klick im Newsletter manifest werden. Darüber hinaus können damit auch Wirkungen auf nicht beworbene Shops untersucht werden („Spill-Over“)<sup>967</sup>.

<sup>966</sup> Chart-Auflösung: 500 Boxen, Abszisse zur besseren Lesbarkeit abgeschnitten.

<sup>967</sup> Vgl. (Reed, 1997), (Dacko, 2007 S. 491).



Gruppe	A (personalisiert)	B (Amazon)
Shop-Aufrufe	577	498
Shopaufruftrate	11,07%	9,59%

Tabelle 56: Vergleich Shop-Aufrufe der Gruppen A und B

Ebenfalls mit einer Unsicherheit von  $\alpha=0.05$  wurde von signifikant mehr Nutzern, die den personalisierten Newsletter empfangen haben, etwas bestellt. Auch hier wurden Bestellungen in allen Shops betrachtet.

Gruppe	A (personalisiert)	B (Amazon)
Bestellungen	133	94
Bestellrate	2,55%	1,81%

Tabelle 57: Vergleich Bestellungen der Gruppen A und B

Bei der Beschränkung der Betrachtung auf die Aufrufe des jeweils konkret beworbenen Shops (siehe Tabelle 60) steigt die Signifikanz: Mit einer Unsicherheit von  $\alpha=0.01$  wurde von signifikant mehr Nutzern der beworbene Shop aufgerufen, wenn der personalisierte Newsletter empfangen wurde.

Gruppe	A (personalisiert)	B (Amazon)
Shop-Aufrufe	276	102
Shopaufruftrate	5,3%	1,96%

Tabelle 58: Vergleich Aufrufe der jeweils beworbenen Shops

Gleiches gilt für die Bestellungen im konkret beworbenen Shop (siehe Tabelle 59): Mit einer Unsicherheit von  $\alpha=0.01$  wurde von signifikant mehr Nutzern im beworbenen Shop bestellt, die den personalisierten Newsletter empfangen haben.

Gruppe	A (personalisiert)	B (Amazon)
Bestellungen	57	8
Bestellrate	1,09%	0,15%

Tabelle 59: Vergleich Anzahl Bestellungen der jeweils beworbenen Shops

In den folgenden Abschnitten werden nur die Nutzer betrachtet, die den Newsletter geöffnet hatten - nur auf diese kann er eine Wirkung entfalten (Für die Einschränkungen der Genauigkeit der Messung der Öffnungsrate vgl. Seite 51).

Mit einer Unsicherheit von  $\alpha=0.05$  wurden von signifikant mehr Nutzern, die den Newsletter gelesen haben, Shops aufgerufen, wenn der personalisierte Newsletter empfangen wurde (siehe Tabelle 60).

Gruppe	A (personalisiert)	B (Amazon)
Shop-Aufrufe	406	318
Shopaufruftrate	7,79%	6,13%

Tabelle 60: Vergleich Shop-Aufrufe nach Öffnungen der Gruppen A und B

Mit einer Unsicherheit von  $\alpha=0.5$  haben Nutzer, die den personalisierten Newsletter empfangen haben, signifikant mehr bestellt als Nutzer aus der Kontrollgruppe (siehe Tabelle 61).

Gruppe	A (personalisiert)	B (Amazon)
Bestellungen	90	63
Bestellrate	1,73%	1,21%

Tabelle 61: Vergleich Bestellungen nach Öffnungen

Bei der Einschränkung der Betrachtung auf die beworbenen Shops werden diese mit einer Unsicherheit von  $\alpha=0.01$  signifikant häufiger aufgerufen als die Vergleichsgruppe (siehe Tabelle 62).

Gruppe	A (personalisiert)	B (Amazon)
Shop-Aufrufe	232	73
Shopaufruftrate	4,45%	1,41%

Tabelle 62: Vergleich Aufrufe des beworbenen Shops nach Öffnungen

Gleiches gilt für die Bestellungen (siehe Tabelle 63): Mit einer Unsicherheit von  $\alpha=0.01$  wurden diese von signifikant mehr Nutzern im beworbenen Shop bestellt, die den personalisierten Newsletter gelesen haben.

Gruppe	A (personalisiert)	B (Amazon)
Bestellungen	45	5
Bestellrate	0,86%	0,1%

Tabelle 63: Vergleich Bestellungen in den beworbenen Shops nach Öffnungen

Insgesamt betrachtet hat die personalisierte Variante über alle erfassten Erfolgskriterien hinweg signifikant bessere Ergebnisse erzielt als die Verwendung des besten Andasa

Einzel-Partnershops. Im folgenden Abschnitt werden die Daten des Experiments hinsichtlich alternativer Ursachen analysiert.

### 4.3.5 Ergebnisse und Evaluation

Die Experimente zu den Rabatt-Darstellungen wurden mit der Grundgesamtheit der Andasa-Nutzer, die dem Empfang von E-Mails zugestimmt hatten, durchgeführt.

Bei der operativen Umsetzung von einigen Aussendungen (am 15.5., 10.6. und 27.6) traten Fehler bei der Datenerfassung oder durch doppelten Versand auf. Diese wirkten allerdings entweder jeweils auf beide Gruppen gleichermaßen oder betrafen die Erfassung von Daten, die im Rahmen dieser Arbeit nicht berücksichtigt wurden.

Anhand von zwei Beispielttests wurde die Vorgehensweise erläutert. Ein Ergebnis dabei ist, dass in E-Mails mit Betreffzeilen, die die Namen bekannter Online Shops und absolute Rabattwerte enthalten, signifikant häufiger geklickt wurde als in solchen ohne, während bei der Öffnungsrate und der Conversion-Rate keine signifikanten Unterschiede festzustellen waren. Dieser Effekt ist möglicherweise auf die Markenbekanntheit zurückzuführen. Da die Öffnungsrate und die Conversion-Rate in der Gruppe mit den Shop-Bezeichnungen ebenfalls (aber nicht signifikant) größer waren, sollte dieser Effekt in weiteren Experimenten untersucht werden.

(Fassauer, et al., 2014b): Die Ergebnisse der Experimente zu unterschiedlichen Rabattdarstellungen zeigen einen signifikanten Unterschied bei der Shop-übergreifenden Konversionsrate zwischen relativen und absoluten Rabatt-Angeboten im Newsletter, sofern dieser eine konkrete Klick-Aufforderung enthält. Newsletter mit absolut ausgewiesenen Cashback-Werten zwischen 3,65€ und 72,50€ haben dann bei gleicher tatsächlicher Rabatt-Höhe besser konvertiert als Newsletter mit der relativen Angabe 5%, obwohl es keine signifikanten Unterschiede bei Öffnungs- und Klickraten gab. Diese Erkenntnis belegt die Bedeutung der Transaktionsdaten für die Analyse des Konsumentenverhaltens.

Es konnte eine Störgröße identifiziert und einbezogen werden: Der Unterschied zwischen der relativen und absoluten Darstellungsvariante ist nur dann signifikant, wenn ein klarer „Call-to-Action“ als Button im Newsletter enthalten war. Daraus lässt sich schlussfolgern, dass konkrete Handlungsaufforderungen für die Wirksamkeit von Online-Marketing-Maßnahmen relevant sind.<sup>968</sup> Eine mögliche Ursache dafür könnte sein, dass absolute Werte bei den Nutzern Erwartungen wie beim Einlösen von Gutscheinen (Coupons)<sup>969</sup> auslösen und dadurch ihr Verhalten beeinflusst wird.

Für die Newsletter-Marketing-Praxis lässt sich daraus schlussfolgern, dass, sofern die Möglichkeit dazu besteht, die Verwendung absoluter Rabattangaben vorzuziehen ist, da bei gleicher tatsächlicher Rabatthöhe und damit gleichen Marketing-Kosten voraussichtlich mehr Bestellungen ausgelöst werden. Außerdem sollte stets eine eindeutige Handlungsaufforderung im Newsletter enthalten sein.

---

<sup>968</sup> Vgl. (Aschoff, 2005 S. 160).

<sup>969</sup> Vgl. (Ploss, et al., 2002 S. 29f).

Das Online-Feldexperiment mit den Andasa-Newsletter-Empfängern unter Anwendung eines sehr einfachen Recommenders zur Personalisierung hat überraschend deutliche Vorteile gegenüber der nicht personalisierten Variante aufgezeigt: Es wurden signifikant mehr Klicks und Conversions erzielt als bei der besten allgemeinen Shopempfehlung.

Die Untersuchung alternativer Ursachen deutet darauf hin, dass tatsächlich die Tatsache der Personalisierung dafür entscheidend war:

Eine erste mögliche Erklärung für das gezeigte Verhalten ist, dass für viele Shops aus der Gruppe mit Personalisierung die 5% Cashback eine Provisionserhöhung darstellte. Dies könnte eine mögliche Ursache dafür sein, dass mehr geklickt und bestellt wurde.

Um diesen Sachverhalt zu prüfen, wurde die Gruppe mit Personalisierung erneut geteilt in eine Gruppe mit den Shops, für welche die 5% eine Provisionserhöhung bedeutete, und eine weitere, für die dies nicht der Fall war. Anschließend wurden die gleichen Analysen wie im vorhergehenden Abschnitt durchgeführt, um Unterschiede im Verhalten beider Gruppen zu finden (siehe Anhang 6.3.4, Tabelle 68). Es zeigte sich dabei in den meisten Fällen kein signifikanter Unterschied im Verhalten beider Gruppen:

In Fall „Bestellungen nach Öffnung“ haben Shops ohne Provisionserhöhung mit geringer Signifikanz besser abgeschnitten als Shops mit Provisionserhöhung, was der Hypothese zuwider läuft. Einzig bei den Shop-Aufrufen der beworbenen Shops nach Öffnung erzielten die Shops mit Cashback-Erhöhung signifikant höhere Werte.

Um diese Möglichkeit auszuschließen, wurden in einem weiteren Test (siehe Tabelle 69) nur die Empfehlungen, deren Shops keine Provisionserhöhung aufwiesen, einbezogen und mit der Kontrollgruppe verglichen. Dabei werden, z.T. mit niedrigerer Signifikanz, bedingt durch die deutlich geringere Größe der Stichprobe, die Ergebnisse bestätigt. Ausnahmen sind die generellen Shop-Aufrufe sowie die Shop-Aufrufe der beworbenen Shops nach Öffnung. Möglicherweise erregt die Erhöhung des Cashbacks Aufmerksamkeit bei den Nutzern und führt dadurch zu mehr Aufrufen der betreffenden Shops als ohne Änderung.

Die Anzahl der Bestellungen in den beworbenen Shops hat hingegen auch in der Gruppe ohne eine Erhöhung des Cashbacks signifikant zugenommen. Dies unterstreicht einmal mehr die Bedeutung der Einbeziehung von Bestelldaten für die Erfolgsmessung von Online-Marketing-Kampagnen.

Eine weitere mögliche Erklärung könnte ein grundlegender Unterschied im Nutzerverhalten bei Amazon gegenüber anderen Shops sein, z.B. aufgrund eines geringen Neuheitswerts, da Amazon bereits drei Wochen zuvor im Newsletter beworben worden war, oder weil explizit die Kategorie Amazon Sport & Spiel beworben wurde (obwohl es auf alle Artikel bei Amazon 5% gab).

Die Daten unterstützen diese Hypothese nicht: Wenn man die Gruppe der Nutzer, welche Amazon aufgrund ihres Verhaltens empfohlen bekommen haben, mit der Gruppe vergleicht, die Amazon angezeigt bekommen haben, obwohl es nicht die Empfehlung gewesen wäre, ergibt sich ebenfalls, dass die erste Gruppe mehr geklickt und

---

bestellt hat als die zweite. (siehe Anhang 6.3.2.2.6)<sup>970</sup>. Die Ursache für das unterschiedliche Verhalten liegt demzufolge nicht beim konkret empfohlenen Shop.

Eine dritte mögliche Ursache könnte sein, dass es der erste personalisierte Newsletter von Andasa überhaupt war und die Überraschung der Empfänger darüber, den Shop empfohlen zu bekommen, in dem sie sich zuletzt umgesehen haben, zu mehr Klicks und Bestellungen führte. Dies lässt sich nur prüfen, indem weitere Experimente durchgeführt werden und diese auf ein Nachlassen des Effekts hin untersucht werden.

Andere Auslöser könnten Probleme bei der operativen Umsetzung des Experiments sein: So wurden versehentlich auch einige Shops beworben, die nur bei Einsatz der Andasa MasterCard Cashback geben und die dadurch zum einen keine Bestelldaten liefern und zum anderen für alle Nutzer ohne Andasa MasterCard keine sinnvolle Empfehlung darstellen. Dieser Fehler hatte jedoch keinen relevanten Einfluss auf das Ergebnis, denn er betraf nur die Gruppe mit Personalisierung, deren Werte dadurch geringfügig verringert wurden. Ohne diesen Fehler wäre das Ergebnis noch deutlicher für die Gruppe mit Personalisierung ausgefallen.

Eine Erklärung für das festgestellte Verhalten wäre auch, dass durch die Personalisierung nur der Kaufzeitpunkt vorgezogen wurde - wer klickt, möchte eventuell ohnehin bestellen und zieht die Bestellung aufgrund des Anreizes nur vor. Wenn das der Fall wäre, wäre der signifikante Einfluss der Personalisierung auf den Kaufzeitpunkt ein betriebswirtschaftlich nutzbares Ergebnis.

Für künftige Experimente wurde des Weiteren die erforderliche Stichprobengröße bestimmt:

Beim aktuellen Datenstand erhalten rund 52.000 User (Stand Anfang 2012) den Newsletter, dieser Wert wird im Folgenden als Grundgesamtheit  $N$  angenommen. Wenn der untersuchte Effekt, ob der Newsletter geöffnet wurde, mit einer Wahrscheinlichkeit von 30 Prozent geschätzt wird, ergibt sich aus den Daten eine Abweichung von 6 Prozent. Bei einem Signifikanzniveau von 5 Prozent bedeutet das ein  $z$ -Wert von 1,96. Damit ergibt sich nach obiger Formel ein  $n$  von 223,1317. Das heißt, eine Testgruppe/Stichprobe muss mindestens 224 Personen umfassen, um mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von fünf Prozent die gleiche Verteilung wie die Gesamtmenge zu haben.

Um einen neuen Newsletter zu testen, reicht es also bei Andasa aus, diesen an 224 zufällig ausgewählte Empfänger zu senden und die Ergebnisse zu überprüfen, da ihr Verhalten mit einer Irrtumswahrscheinlichkeit von 5% dem Verhalten aller Empfänger entspricht. Damit lassen sich das Risiko und die Kosten eines Tests stark reduzieren: Die Gesamtheit aller Empfänger erhält dann nur den Newsletter, der die Ziele in der Stichprobe am besten erreicht hat. Außerdem sind so mehrere gleichzeitige Tests möglich.

---

<sup>970</sup> Wie im vorhergehenden Abschnitt sind aufgrund der kleineren Gruppe allerdings einige Unterschiede nicht mehr signifikant.

---

## 5 Zusammenfassung und Ausblick

### Zusammenfassung

Ziel der Arbeit war die Prüfung der in Abschnitt 1.2 aufgestellten Hypothesen, dass für ein ausgewähltes Empfehlungsverfahren personalisierte Shop-Empfehlungen eine höhere Conversion-Rate bewirken als Empfehlungen, die auf durchschnittlichem Käuferverhalten beruhen, und dass absolute und relative Darstellungen von Rabatten gleichen Wertes in Form von Cashback unterschiedliches Konsumentenverhalten bewirken können.

Dazu wurde ein Konzept zur prototypischen Instanziierung eines entsprechenden Informationssystems zur Untersuchung des Konsumentenverhaltens im E-Commerce in Online-Feldexperimenten umgesetzt (Kapitel 3).

Die Grundlage dafür bildeten die Beantwortung der in Abschnitt 1.3 aufgeworfenen Teilfragen (Kapitel 2) und die Schaffung der entsprechenden (Teil-)Artefakte:

Zuerst wurde ein Konzept zur Datenbeschaffung entwickelt (Abschnitt 3.2.1). Dann wurde ein Data-Mining-System konzipiert und realisiert (Abschnitte 3.2 und 4.1.1) sowie ein Empfehlungssystem zur Personalisierung von Newslettern (Abschnitt 4.1.4) und ein A/B-Testsystem (Abschnitt 4.1.3) zur Durchführung der Experimente prototypisch umgesetzt.

Eine funktionale Evaluation des entwickelten Systems erfolgte durch seine Anwendung für die Experimente und der Analyse der ermittelten Ergebnisse (Abschnitt 4.3). Es konnte dadurch gezeigt werden, dass das System an sich funktionsfähig ist und signifikante Ergebnisse mit der gegebenen Nutzergruppe erzielbar sind. Darüber hinaus wurde eine Usability-Evaluation durchgeführt (Abschnitt 4.1.5), um die operative Verwendbarkeit des Prototyps durch Nutzer zu belegen.

Die Umsetzung und die Ergebnisse der einzelnen Experimente lassen sich wie folgt zusammenfassen:

Ausgehend von einem Ausgangsset von Fragen wurden unterschiedliche Data-Mining-Methoden ausgewählt und angewandt, um interessante Verhaltensmuster in den Daten zu entdecken (Abschnitt 4.2). Die erzielten Ergebnisse waren allerdings überwiegend entweder nicht signifikant, trivial oder nicht erklärbar.

Anschließend wurden Experimente zum Käuferverhalten hinsichtlich unterschiedlicher Rabattdarstellungen durchgeführt (Abschnitt 4.3.3). Diese leisten einen Beitrag zur externen Validierung bisheriger Studienergebnisse<sup>971</sup>: Die vorliegende Arbeit zeigt einige der beschriebenen Price-Framing<sup>972</sup>-Effekte (Abschnitt 4.3.5) erstmals mit Shop-übergreifenden Verhaltensdaten in einem größeren Feldexperiment in Deutschland.

Das durchgeführte Online-Feldexperiment zur Personalisierung von Newslettern (Abschnitt 4.3.4) erhebt erstmals in Deutschland Shop-übergreifende Konsumentenverhaltensdaten non-reaktiv von einer so großen Teilnehmerzahl. Dadurch konnte ein Beitrag zur externen Validierung bisheriger Studienergebnisse zur Wirkung von

<sup>971</sup> Vgl. z.B. (Kim, et al., 2006), (Estelami, 2003), (Gendall, et al., 2006).

<sup>972</sup> Vgl. z.B. (Briesch, et al., 2002 S. 101ff), (Weissstein, et al., 2013 S. 501ff).

Personalisierung in Marketing<sup>973</sup> geleistet werden. Bemerkenswert ist, dass der gezeigte Effekt bereits mit einem sehr einfachen Empfehlungs-Algorithmus signifikant war. Die Verwendung individueller, Shop-übergreifender Nutzerverhaltensdaten ermöglicht die Erzeugung besserer Empfehlungen und nützt<sup>974</sup> so den Kunden und den E-Commerce-Anbietern.

Einschränkend ist auch festzustellen, dass die erzielten Ergebnisse für die Grundgesamtheit der Andasa E-Mail-Empfänger repräsentativ sind, nicht für alle deutschen Internet-Nutzer. Aufgrund der Durchführung als non-reaktives Feldexperiment liegen nur geringe Informationen über die Untersuchungsteilnehmer (z.B. zur Demographie, wirkende Störeinflüsse) vor. Insgesamt wirken erhebliche Störgrößen (z.B. Wetter, Saison, Marketing-Aktionen Dritter,...) auf das Konsumentenverhalten ein. Eine Wiederholung der Tests zur Bestätigung der Ergebnisse, z.B. zu anderen Jahreszeiten, ist deshalb anzuraten.<sup>975</sup>

Der Autor bietet der wissenschaftlichen Gemeinschaft an, die entwickelte Plattform für weitere, eigene Untersuchungen zum Konsumentenverhalten und zu Empfehlungssystemen einzusetzen.

## Ergebnis

Die beiden zentralen Hypothesen der Arbeit wurden empirisch geprüft. Dazu wurde das Shop-übergreifende Konsumentenverhalten anhand eines Online-Bonusprogramms untersucht, indem historische Verhaltensdaten mit ausgewählten Data-Mining-Methoden analysiert und non-reaktive Online-Feldexperimente mit bis zu 130.000 Newsletter-Abonnenten des Programms durchgeführt wurden. Die prototypische Realisierung des Systems und die erfolgreiche Personalisierung von Newslettern im Rahmen der Durchführung eines Experiments belegen, dass sich ein System zur Erzeugung von Empfehlungen auf Basis individueller, Shop-übergreifender Verhaltensdaten im Rahmen der vorliegenden Wettbewerbs- und Rechtsvorgaben aufbauen lässt.

In einem Experiment zur Personalisierung des Newsletters konnte für ein bewusst einfach gewähltes Empfehlungsverfahren bestätigt werden, dass Empfehlungen auf individuellen Käuferverhaltensdaten mehrerer E-Commerce-Anbieter für die betrachtete Grundgesamtheit signifikant höhere Conversion-Raten erzielen als Empfehlungen, die auf durchschnittlichem Verhalten beruhen. (**Hypothese I**)

Darüber hinaus lieferten weitere Experimente im Rahmen der Evaluierung der A/B-Test-Komponente einen Beitrag zur Käuferverhaltensforschung hinsichtlich unterschiedlicher Rabattdarstellungen, indem empirisch belegt werden konnte, dass absolute und relative Darstellungen von Rabatten gleichen Wertes in Form von Cashback unterschiedliches Konsumentenverhalten bewirken können. (**Hypothese II**)

---

<sup>973</sup> Vgl. z.B. (Stüber, 2011 S. 38).

<sup>974</sup> Siehe Abschnitt 2.4.

<sup>975</sup> Wiederholung unter variierenden Bedingungen zur Prüfung auf Verletzung der Homogenitätsbedingung, vgl. (Graßhoff, et al., 2000 S. 102f).

---

In den vier Bereichen des in Abschnitt 1.2 ermittelten Forschungsbedarfs (Mangel an empirischen Untersuchungen zu Empfehlungssystemen mit großer Nutzerzahl, Fehlen einer evaluierten Test-Umgebung für Online-Feldexperimente, wenig verfügbare Daten bzw. geringe Datenqualität, Verteilung der Käuferverhaltensdaten im E-Commerce über zahlreiche Anbieter), leistet die vorliegende Arbeit Beiträge:

- non-reaktive Online-Feldexperimente zur Wirkung von Rabatt-Darstellungen und zur Personalisierung von Shop-Empfehlungen mit teilweise über 125.000 Teilnehmern wurden durchgeführt
- eine evaluierte Umgebung für weitere Experimente wurde bereitgestellt
- maschinell erfasste Daten wurden pseudonymisiert bereitgestellt
- Käuferverhaltensdaten zahlreicher E-Commerce-Anbieter wurden durch Datenbeschaffung über Online-Bonussystem aggregiert

### Ausblick

Für die weitere Forschung bieten sich mehrere Investigationsrichtungen an:

1. Das unbefriedigende Ergebnis der Data-Mining-Phase spricht für eine Wiederholung der Untersuchung der bereits gesammelten Daten mit modifizierten Fragestellungen und unter Berücksichtigung der gewonnenen Erkenntnisse. Methoden aus anderen Problembereichen können ebenfalls zur Anwendung kommen, insbesondere Längsschnitt-Analysen sind bisher von mir explizit nicht betrachtet worden, obwohl die Identifikation von interessanten langfristigen Trends oder saisonalen Effekten im Käuferverhalten ein interessanter Forschungsbereich ist.<sup>976</sup>
2. Der Shop-übergreifende Charakter des erfassten Konsumentenverhaltens lässt die Untersuchung weiterer Fragestellungen zu: So könnte z.B. ein Vergleich der Wirkung auf konkret beworbene Shops bzw. Shop-Kategorien mit der Wirkung auf nicht beworbene Shops oder Shop-Kategorien Hinweise zu Spill-Over-Effekten<sup>977</sup> im Online Marketing liefern.
3. Weitere Experimente könnten zunächst den Einfluss unterschiedlicher Rabatthöhen auf das gezeigte Verhalten untersuchen, um diesbezüglich neue Erkenntnisse für die E-Commerce-Praxis zu liefern. Zusätzliche Fragestellungen ergeben sich aus der festgestellten großen Bedeutung der Handlungsaufforderung. So bietet es sich an, verschiedene grafische/textuelle „Call-to-Action“-Varianten auf Unterschiede in ihrer Wirkung auf die Konversion-Rate hin zu untersuchen. Darüber hinaus können Fragen wie z.B. „Wie ist das Verhalten wenn der absolute Rabatt nicht dem relativen Rabatt entspricht?“ untersucht werden.
4. Das eingesetzte Empfehlungsverfahren war sehr einfach. Untersuchungen zur Wirkung komplexerer Ansätze bzw. mit mehr/anderen Daten (z.B. die Vermeidung der Empfehlung von Shops, in welchem der Kunde gerade bestellt hat (abhängig von der jeweils typischen Kauffrequenz (Pizza vs. Kühlschrank) oder

---

<sup>976</sup> Siehe Anhang 6.2.

<sup>977</sup> Vgl. (Reed, 1997), (Dacko, 2007 S. 491).



vom Kaufbetrag (teure Artikel werden naturgemäß eher seltener bestellt)), oder die Einbeziehung der Bestelldaten überhaupt) bieten sich an.

5. In weiteren Experimenten könnten Abnutzungseffekte ermittelt oder verschiedene Recommender gegeneinander getestet werden. Eine Anreicherung mit Daten zu sozialen Beziehungen, z.B. aus Facebook, erscheint ebenfalls interessant.<sup>978</sup>
6. Die der statistischen Auswertung zugrundeliegenden Tests (*t*-Test, Chi-Quadrat-Test) sind sehr einfach. Andere Ansätze, z.B. Logit-Regression für binomiale Daten, könnten der vorliegenden Problemstellungen möglicherweise besser gerecht werden. Diese Aspekte könnten im Rahmen einer tiefergehenden statistischen Analyse der Experimente vertieft werden.

Zur betriebswirtschaftlichen Evaluation der Ergebnisse ist eine weitere Anwendung in der Praxis erforderlich. Der gesamte Ablauf der Experimente muss dafür weiter standardisiert und in den betriebswirtschaftlichen Alltag eingebunden werden, um einen nachhaltigen Optimierungs- und Kontrolleffekt zu erzielen.

Es bieten sich zahlreiche Verbesserungsmöglichkeiten an. Zum Beispiel lässt sich das betriebswirtschaftliche Ergebnis voraussichtlich weiter erhöhen, indem optimierte Landing-Pages eingesetzt werden, um den Gegenstand des Experiments auf der Website besser zu kommunizieren (Erhöhung der Conversion-Rate) und mehr Nutzer zu erreichen (mehr Teilnehmer). Darüber hinaus bietet sich eine Personalisierung des Instruments Cashback-Gutschein<sup>979</sup> an, welches bei Andasa in der Vergangenheit bereits erfolgreich eingesetzt wurde.

---

<sup>978</sup> Vgl. (Schwaiger, et al., 2012, p. 14ff).

<sup>979</sup> Ein Andasa Cashback-Gutschein ist ein fester Betrag, z.B. 10€, der einem Nutzer in sein Konto eingebucht und abhängig von der Erfüllung bestimmter Bedingungen (z.B. einem Kauf mit einem bestimmten Mindestbetrag in einem vorgegebenen Zeitraum oder/und Shop), ausgezahlt werden kann.

## 6 Anhang

### 6.1 Anhang A Usability-Evaluation

Ein wichtiges Kriterium für den erfolgreichen Einsatz von Software in der betrieblichen Praxis ist die Akzeptanz durch ihre Benutzer. Dafür ist neben dem Funktionsumfang die „Benutzbarkeit“ (Usability) ein bedeutsamer Aspekt.

In diesem Anhang werden ergänzend die Grundlagen und die Vorgehensweise zu Usability-Evaluationen, überwiegend basierend auf (Rudolph, 2011) und (Bräutigam, 2003), dargestellt, um den in der Arbeit verwendeten Ansatz zu illustrieren.

(Rudolph, 2011 S. 19ff): „Usability ist eine Eigenschaft bzw. Qualität eines Systems und ist ein Kriterium für dessen Beurteilung.<sup>980</sup> Usability wird immer in Bezug auf den Kontext, in dem ein Softwareprodukt benutzt wird, gemessen.<sup>981</sup> (Nielsen, 1993 S. 24f) unterscheidet zwischen Usability und Nutzen (Utility), die zusammen die Kategorie Nützlichkeit (Usefulness) in einem Modell für die praktische Systemakzeptanz ausmachen. Unter Nutzen versteht er, ob ein System grundsätzlich die benötigte Funktionalität bietet, und unter Usability, wie gut Benutzer die angebotene Funktionalität des Systems nutzen können.

In der Leitnorm DIN EN ISO 9241 wird die Usability, bzw. die Gebrauchstauglichkeit, von Benutzerschnittstellen in Teil 11 formal definiert als „das Ausmaß, in dem ein Produkt durch bestimmte Benutzer in einem bestimmten Nutzungskontext genutzt werden kann, um bestimmte Ziele effektiv, effizient und zufriedenstellend zu erreichen“ (Sarodnick, et al., 2006).

Diese drei Dimensionen von Usability werden folgendermaßen beschrieben:

*Effektivität* entspricht der Genauigkeit und Vollständigkeit, mit der der Benutzer ein bestimmtes Ziel erreichen kann.<sup>982</sup>

*Effizienz* ist der im Verhältnis zur Genauigkeit und Vollständigkeit eingesetzte Aufwand zur Erreichung des Ziels. Die Norm stellt die Effizienz in Relation mit der Effektivität.<sup>983</sup>

*Zufriedenheit* des Benutzers ist ein subjektives Kriterium. In der DIN-Norm wird Zufriedenheit als positive Einstellung des Benutzers gegenüber der Systemnutzung und als Freiheit von Beeinträchtigungen durch das System definiert.<sup>984</sup>

Meist wird Usability, wie auch in der Norm, über einzelne Dimensionen beschrieben und gemessen. (Nielsen, 1993) ordnet Usability fünf verschiedene Attribute zu:

---

<sup>980</sup> Vgl. (Sarodnick, et al., 2006).

<sup>981</sup> Vgl. (Brooke, 1996 S. 189ff).

<sup>982</sup> (Sarodnick, et al., 2006)

<sup>983</sup> (Sarodnick, et al., 2006)

<sup>984</sup> (Dahm, 2006)

---

Erlernbarkeit, Effizienz, Einprägsamkeit, Fehler und Zufriedenheit. Nicht nur Nielsen beschreibt allgemeine Prinzipien für eine bessere Usability, auch (Shneiderman, 2009) hat ähnliche Prinzipien zum Schnittstellendesign aufgestellt, die er „Goldene Regeln“ nennt. Sieben Prinzipien beschreibt (Norman, 2002 S. 188), mit denen man aus schwierigen Aufgaben einfache machen soll:

1. Benutze sowohl Wissen in der Welt als auch Wissen im Kopf
2. Vereinfache die Struktur der Aufgaben
3. Mache die Dinge sichtbar: Überbrücke die Kluft der Ausführung<sup>3</sup> und der Auswertung<sup>4</sup>
4. Richtige Abbildungen
5. Nutze die Macht von (natürlichen und künstlichen) Einschränkungen
6. Fehlertolerantes Design
7. Wenn alles andere versagt, standardisiere

In den letzten Jahren wird oftmals nicht mit der Usability eines Produktes geworben, sondern mit seiner intuitiven Bedienbarkeit<sup>985</sup>. (Raskin, 1994) setzt das Adjektiv intuitiv mit bekannt, vertraut, gewohnt<sup>986</sup> gleich. Intuitivität beruht demnach auf bereits Erlerntem, auf Vorerfahrung. Bei dieser Definition steht die Forderung nach Intuitivität in Konflikt mit Verbesserungen bei Nutzerschnittstellen, die ein Erlernen neuer Interaktionsparadigmen erfordern.

(Meyer, et al., 2009) haben den Bezug von intuitiver Benutzung von sogenannten „Walk-Up-and-Use“ Systemen zu Teil 10, bzw. 110 der DIN EN ISO 9241 erläutert. Solche Systeme, beispielsweise ein Fahrkartenautomat, sollten unabhängig von Vorwissen, Erfahrung, Alter und Bildung bedienbar sein. Auf die Norm wird in Abschnitt 3.4.1 genauer eingegangen. Sie erklären diese Intuitivität als ein Zusammenspielen von nicht nur äußerer, sondern auch innerer Konsistenz<sup>987</sup> und Vorhersagbarkeit (Erwartungskonformität),

die ein implizites Lernen und das Bilden stabiler mentaler Modelle unterstützen, und als geeignete Rückmeldungen zum Ort, Interaktionsweg, Modus und weiteren Interaktionsmöglichkeiten (Selbstbeschreibungsfähigkeit).

Statt des in dieser Arbeit bevorzugten Begriffs Usability-Forschung werden in der Literatur oft auch andere Begriffe wie Mensch-Computer-Interaktion oder Software-Ergonomie gebraucht.

Die Usability-Forschung hat Berührungspunkte mit zahlreichen anderen wissenschaftlichen Gebieten, zum Beispiel der Soziologie und der Psychologie. Beispielsweise

---

<sup>985</sup> Im Deutschen wird eher von einer intuitiven Bedienung gesprochen als von einer intuitiven Benutzerschnittstelle. Im Englischen ist eher die zweite Bezeichnung („Intuitive Interface“) geläufig (Meyer, et al., 2009).

<sup>986</sup> Adjektive „bekannt“, „vertraut“, „gewohnt“ als geeignete Übersetzungsmöglichkeiten von „familiar“.

<sup>987</sup> Unter äußerer Konsistenz versteht man allgemein anerkannte Konventionen, unter innerer Konsistenz hingegen die einheitliche Dialogsyntax in der Anwendung (Meyer, et al., 2009).

entstammen der kognitiven Psychologie viele Grundsätze zum Interaktionsdesign, wie zum Beispiel die Gestaltgesetze und das Verwenden von Metaphern.<sup>988</sup>

(Schweibenz, et al., 2002 S. 82): „Die Untersuchungsmethoden lassen sich in quantitative und qualitative Methoden unterscheiden. Bei quantitativen Methoden wird in der Regel mit einer großen Anzahl von Teilnehmern und statistischen Auswertungen gearbeitet, während bei qualitativen Methoden mit einer verhältnismäßig geringen Anzahl von Teilnehmern und interpretativen Analysen gearbeitet wird. Die Wahl der Methode ist grundsätzlich abhängig von der Fragestellung und den zu erhebenden und analysierenden Daten.“ Grundsätzlich ist jede quantitative Analyse eigentlich eine qualitative, allerdings mit einer höheren Belegdichte.<sup>989</sup>

(Rudolph, 2011 S. 19ff): „Als Triangulation bezeichnet man die Kombination unterschiedlicher Datenquellen, Methoden, Theorien und Forscher. Triangulation wird meist zur Vervollständigung von Ergebnissen eingesetzt.<sup>990</sup>

Häufig verknüpft man Ergebnisse qualitativer Methoden mit denen quantitativer.<sup>991</sup> In den meisten Fällen konkurrieren, d.h. widersprechen sich die Ergebnisse der beiden Studientypen nicht. Divergieren sie jedoch, so ist es möglich, dass die einen die anderen relativieren.<sup>992</sup> Konvergieren die Ergebnisse, so können die Resultate der qualitativen Studie die der quantitativen ergänzen und erläutern. In den genannten Fällen kann man Ergebnisse der einen Untersuchung zur Validierung der anderen einsetzen.<sup>993</sup> Die Resultate beider Untersuchungen können auch gänzlich verschiedene Aspekte eines Gegenstandes fokussieren.“

Man unterscheidet die Methoden der Usability-Evaluation in expertenorientiert (von Experten als Gutachter durchgeführt, immer qualitativ<sup>994</sup>) und benutzerorientiert (von den tatsächlichen Benutzern durchgeführt.<sup>995-996</sup>

Expertenorientierte (analytische) Evaluation (informelle Methoden der Evaluation) (Auswahl):

- Cognitive Walkthrough
- Expertenevaluation mittels Heuristiken oder Richtlinien und Checklisten
- Usability-Audit mit Design – Guidelines

---

<sup>988</sup> (Sarodnick, et al., 2006 S. 46ff)

<sup>989</sup> Vgl. (Schlobinski, 1996 S. 16).

<sup>990</sup> Vgl. (Flick, 2007 S. 520).

<sup>991</sup> (Flick, 2007 S. 48f)

<sup>992</sup> (Kuckartz, et al., 2007)

<sup>993</sup> (Flick, 2007)

<sup>994</sup> Aufgrund geringer Anzahl Experten, Aussagen haben „Meinungscharakter“, vgl. (Schweibenz, et al., 2002 S. 82).

<sup>995</sup> Basiert auf Modell für Textevaluation von (Schriver, 1989 S. 241f).

<sup>996</sup> Vgl. (Schweibenz, et al., 2002 S. 74).

Benutzerorientierte (empirische) Evaluation (formelle Methoden der Evaluation) (Auswahl):

- Produkttests im Labor mit der Methode des lauten Denkens oder der Plus-Minus-Methode
- Benutzerbefragungen mit und ohne Fragebogen
- Focusgruppen- Interviews
- Feldstudien mit echten Benutzern

Lt. Literatur sind benutzerorientierte Methoden zeit-, arbeits- und kostenaufwändig.<sup>997</sup> Expertenorientierte Methoden können benutzerorientierte nur ergänzen, nicht ersetzen.<sup>998</sup>

(Schweibenz, et al., 2002 S. 83): Bei der benutzerorientierten Methode können leistungsorientierte und subjektive Maßzahlen erhoben werden.<sup>999</sup> Leistungsorientierte Maßzahlen sind z.B. Angaben zu der Zeit, welche die Testpersonen zur Erledigung einer Aufgabe benötigen, oder die Anzahl Fehler, die sie dabei machen. Vorteile leistungsorientierter Maßzahlen beschreiben (Dumas, et al., 1994 S. 184f). Diese Maßzahlen lassen sich nur durch genaue Beobachtung erheben (aufwändig), sind dafür aber genau messbar und damit quantitativ auswertbar. Subjektive Maßzahlen lassen sich quantitativ oder qualitativ auswerten.<sup>1000</sup>

Die statistische Signifikanz ist bei der praxisorientierten Anwendung von Methoden des Usability-Engineering<sup>1001</sup> nicht von Bedeutung,<sup>1002</sup> da selbst Usability-Tests ohne statistisch signifikantes Ergebnis die Qualität der Entscheidungen substantiell verbessern, weil es darum geht, Verbesserungspotentiale möglichst effizient zu identifizieren.<sup>1003</sup>

### **6.1.1 Methoden der Usability-Evaluierung<sup>1004</sup>**

#### **6.1.1.1 Usability-Tests und lautes Denken**

(Rudolph, 2011 S. 22f): „Bei Usability-Tests bearbeiten Testpersonen, die die Bandbreite der Endbenutzer möglichst gut repräsentieren, einzeln typische Aufgabenszenarien. (Rubin, et al., 1994) beschreiben fünf Richtlinien zum Erstellen dieser Aufgabenszenarien:

---

<sup>997</sup> Vgl. (Dumas, et al., 1994 S. 64).

<sup>998</sup> (Desurvire, 1994 S. 195; Dumas, et al., 1994 S. 81f)

<sup>999</sup> (Dumas, et al., 1994 S. 187)

<sup>1000</sup> (Dumas, et al., 1994 S. 187)

<sup>1001</sup> Usability Engineering bezeichnet das methodische Vorgehen, um eine hohe Usability von Nutzerschnittstellen zu erreichen (Sarodnick, et al., 2006).

<sup>1002</sup> Vgl. (Landauer, 1997 S. 208).

<sup>1003</sup> Vgl. (Nielsen, 2000 S. 248).

<sup>1004</sup> Vgl. auch (Schweibenz, et al., 2002 S. 86ff, 116ff).

---

1. Die Szenarien sollen möglichst realistisch sein. Außerdem sollen der Zweck einer Aufgabe und Hintergrundinformationen angegeben werden.
2. Die Aufgaben sollen so aneinandergereiht werden, wie sie am wahrscheinlichsten ausgeführt würden. Eventuell kann man die Reihenfolge auch bei verschiedenen Teilnehmern variieren, um den systematischen Lerneffekt durch vorangegangene Aufgaben zu minimieren.
3. Der Schwierigkeitsgrad der Aufgaben soll der Erfahrung der Probanden angemessen sein. So werden erfahrene Nutzer beispielsweise keine grundlegenden Hilfeseiten von sich aus verwenden.
4. Sowohl Umgangssprache als auch Schlüsselwörter, die verraten, wie etwas funktioniert, sollen vermieden werden.
5. Jedes Szenario sollte ein klares Ziel haben, so umfangreich sein, dass der Proband selbst auf mehrere Schritte kommen muss.

Oft erfolgt die Aufgabenbearbeitung in festen Usability-Laboren, deren Ausstattung es ermöglicht, die Benutzer verschiedenfach zu beobachten, nachzulesen in (Nielsen, 1993 S. 200ff; Rubin, et al., 1994 S. 50ff). Videoaufnahmen der Testpersonen können mit spezieller Software mit Screenrecordings synchronisiert werden. Auch eine Aufmerksamkeitsanalyse, zum Beispiel auf Basis der Blickwinkelmessung, kann zur Beobachtung eingesetzt werden.<sup>1005</sup> Für die Usability-Bewertung durch Tests wird häufig die Zeit gemessen, die der Testnutzer für die Bearbeitung einer Aufgabe benötigt, die Anzahl der Fehler, die er dabei macht und wie viele Aufgaben erfolgreich bearbeitet wurden.

Um das Verhalten des Testnutzers besser interpretieren zu können, wird dieser oftmals gebeten, laut zu denken, zu erzählen, was er überlegt und fühlt, während er die Aufgaben bearbeitet. Aufgrund der Kritik, dass lautes Denken direkt die Bearbeitung der Aufgaben beeinflusst, wird manchmal auch die Technik des Retrospektiven Laut Denkens verwendet, bei welcher der Proband im Nachhinein seine Handlungen anhand einer Videoaufnahme erläutert (Sarodnick, et al., 2006).

Zur Beantwortung der Frage, mit wie vielen Nutzer getestet werden soll, haben (Nielsen, et al., 1993) eine Formel aufgestellt, die auf der Wahrscheinlichkeit  $\lambda$  basiert, dass mit einer Testperson ein Problem gefunden wird. Letztere ist in der Praxis oftmals unbekannt. Deshalb geht man oft davon aus, dass  $\lambda$  in einem bestimmten Bereich liegt,<sup>1006</sup> für welchen für ein optimales Kosten-Nutzen Verhältnis drei Testnutzer,<sup>1007</sup> fünf Testnutzer bei drei Tests,<sup>1008</sup> bzw., um 80 Prozent der Probleme zu finden, vier bis fünf Testnutzer<sup>1009</sup> empfohlen werden. Oft werden mehr Nutzer getestet, bis man merkt, dass immer weniger neue Probleme aufgedeckt werden. “

---

<sup>1005</sup> (Scheier, et al., 2003 S. 154ff)

<sup>1006</sup> Vgl. (Virzi, 1992).

<sup>1007</sup> Vgl. (Nielsen, 1993 S. 172f).

<sup>1008</sup> Vgl. (Nielsen, 2000).

<sup>1009</sup> Vgl. (Virzi, 1992; Lewis, 1994).

### 6.1.1.2 Benutzerbefragung

(Rudolph, 2011 S. 23ff): „Zur Benutzerbefragung werden Fragebögen, Interviews und Fokusgruppen eingesetzt. Dabei ist eine Voraussetzung für die Befragung eines Nutzers, dass dieser sich mit dem System hinreichend auseinandergesetzt hat. Speziell auf die Auswertung von qualitativen Daten, die mit verschiedenen Methoden erhoben wurden, wird im vorletzten Abschnitt eingegangen. Im letzten Abschnitt werden kritische Stimmen zur Benutzerbefragung allgemein betrachtet.

Fragebögen werden zum einen nach Usability-Tests eingesetzt, zum anderen in groß angelegten Benutzerumfragen, die inzwischen meist online durchgeführt werden. Im Gegensatz zu anderen Methoden werden bei solchen Umfragen aufgrund der großen Anzahl der Befragten weniger stark variierende und möglicherweise auch weniger verzerrte Daten erhoben.<sup>1010</sup>

Allgemein ist bei Umfragen mittels Fragebögen eine geringe Rücklaufquote problematisch, da hierdurch erstens eine geringe Stichprobengröße und zweitens möglicherweise eine Selbstselektion der antwortenden Personen (es könnten z.B. nur sehr unzufriedene Nutzer antworten) resultieren kann, was wiederum zu verzerrten Ergebnissen führt.<sup>1011</sup>

Ein Fragebogen beinhaltet die schriftliche Zusammenstellung von Fragen oder Aussagen. Diese werden als „Items“ bezeichnet. Items können sich auf Fakten, wie die Vertrautheit mit Funktionen, Einstellungen, Beurteilungen und Gefühle der Befragten beziehen. Häufig sind Fragebögen in verschiedene Dimensionen von Usability, sogenannte Subskalen, untergliedert. Eine quantitative Auswertung wird durch die standardisierte Erfassung der Antworten mittels bipolaren Einschätzungen, so genannten Ratingskalen, ermöglicht. Manchmal gibt man den befragten Personen außerdem die Möglichkeit, Anmerkungen zu jedem Item oder zu jeder Subskala frei zu formulieren.

Die Konstruktion eines standardisierten Fragebogens ist allgemein sehr aufwändig, wenn er wissenschaftliche Ansprüche erfüllen soll. Zunächst werden für den Fragebogen Items zusammengestellt und eventuell Subskalen zugeordnet. Im Anschluss werden Schritte zur systematischen Überprüfung und Verbesserung des Fragebogens durchlaufen, indem Daten, die mittels großer Stichproben erhoben wurden, auf Gütekriterien, wie Objektivität, Reliabilität und Validität, hin statistisch untersucht werden.<sup>1012</sup> Daher versucht man normalerweise einen bewährten Fragebogen zu verwenden, bei dem die Item-Formulierung und die Darbietungsreihenfolge standardisiert sind. Verschiedene bewährte Fragebogen zur Usability-Evaluierung werden in Abschnitt 3.4 vorgestellt. Bei einem solchen Fragebogen die Formulierung oder Reihenfolge zu verändern oder Items wegzulassen, ist nicht zulässig.<sup>1013</sup> Unter Umständen muss bei der Usability-Evaluation jedoch eine komplette Sub-Skala

---

<sup>1010</sup> (Shneiderman, 2009)

<sup>1011</sup> (Scheier, et al., 2003 S. 174)

<sup>1012</sup> (Bortz, et al., 2002)

<sup>1013</sup> (Sarodnick, et al., 2006)

weggelassen werden, da im Prototypen die entsprechende Funktionalität noch nicht implementiert wurde.

Interviews werden ebenfalls nach Usability-Tests durchgeführt, jedoch nachdem ein Fragebogen ausgefüllt wurde.<sup>1014</sup> Denn im Interview wird versucht, genauere Informationen zu Ereignissen während der Aufgabenbearbeitung und zu Gründen für die Bewertung im Fragebogen zu erhalten. Hierfür beschreiben (Rubin, et al., 1994) verschiedene Techniken:

- Eine offene Frage nach der Meinung des Teilnehmers leitet das Interview ein.
- Die Wiedergabe der ausgeführten Aktionen (entweder in mündlicher Form oder per Video) hilft, ausführliche Informationen zu Problemen zu erhalten, wenn sich der Teilnehmer an diese nicht mehr erinnert.
- Um zu erfahren, ob der Teilnehmer ein bestimmtes Element als hilfreich oder überhaupt wahrgenommen hat, kann man auf den entsprechenden Bereich in der Software deuten und fragen, woran er sich erinnert.
- Die „Advocatus diaboli“ Methode kann man anwenden, um die wahre Einstellung des Teilnehmers zu erfragen, wenn dessen Aussagen den Schwierigkeiten, die er bei dem Test hatte, widersprechen.

Bei Fokusgruppen wird ein Gruppengespräch von einem Moderator geleitet. Dieser sorgt dafür, dass sich das Gespräch auf zentrale Themen fokussiert. Durch den Austausch von maximal zehn Teilnehmern sollen unterschiedliche Ansichten und Hintergrundinformationen dazu erfasst und kreative Ideen entwickelt werden. Fokusgruppen werden in der frühen Phase der Produktentwicklung eingesetzt, um mehr über die potentielle Nutzung zu erfahren oder Design-Alternativen zu diskutieren. Auch aus strategischen Gründen werden Fokusgruppen, zum Beispiel zur Erhöhung der Benutzerakzeptanz, durchgeführt. Ihr Strukturierungsgrad ist nicht klar festgelegt. Als Fokusgruppen werden „offene Gruppendiskussionen, strukturierte Gruppeninterviews als auch Workshops, in denen konkrete Probleme erarbeitet werden“ bezeichnet (Scheier, et al., 2003 S. 138).

Eine subjektive Beurteilung eines Systems durch den Nutzer ist nach (Sarodnick, et al., 2006 S. 169) nicht ohne einen Vergleich mit anderen Systemen möglich. Während assoziierte Aspekte und der Vergleichsmaßstab des Benutzers bei einer Fragebogen-Studie unbekannt sind, kann in Interviews direkt danach gefragt werden.

(Scheier, et al., 2003 S. 183) kritisieren, dass die Beantwortung von Fragebögen „stark vom Erinnerungsvermögen, der Selbstwahrnehmung und der Aufmerksamkeit des Probanden abhängt“ und die nach Usability-Tests erhobenen Daten verfälscht sein können. Der gleichen Meinung sind (Kushniruk, et al., 1996; Kushniruk, et al., 1997) und (Nielsen, 2001). Das erzählte Nutzungsverhalten könnte aufgrund des beschränkten Langzeitgedächtnisses bedeutend von dem tatsächlichen Verhalten abweichen. Diese Behauptung wird durch die Ergebnisse einer Studie von unterstützt. Sie vergleichen drei Methoden zur Usability-Evaluierung mit Kindern: Lautes Denken während des

---

<sup>1014</sup> (Rubin, et al., 1994 S. 245ff)



Bearbeitens von Aufgaben sowie Interviews und Fragebögen direkt nach dem Bearbeiten einer Aufgabe. Durch lautes Denken wurden in ihrer Studie die meisten Usability-Probleme von den Kindern erwähnt. Eine Ursache für dieses Ergebnis sehen sie darin, dass sich die Kinder an Probleme, die zu Anfang einer Aufgabe auftraten, direkt nach dem Bearbeiten der Aufgabe schon nicht mehr erinnerten. Ähnliches behaupten (Holtzblatt, et al., 1993) über das Erinnerungsvermögen von erfahrenen Nutzern einer Software. Menschen würden normalerweise nicht über ihren Arbeitsprozess und den Einfluss von Software auf ihn nachdenken. Ihrer Erfahrung nach sprechen Nutzer abstrakt und zusammenfassend über den Inhalt ihrer Arbeit und ihre Arbeitsweise. Nutzer neigten dazu, nicht die tatsächlichen Arbeitsprozesse, sondern idealisierte zu beschreiben. Nutzer seien sich nicht bewusst, was sie an einem System mögen, wenn es funktioniert und keine Aufmerksamkeit auf sich lenkt. Außerdem könnten sich Nutzer an Probleme, insbesondere solche, für die sie einen Workaround gefunden haben, oft nicht erinnern, was daran liegt, dass sich Nutzer an negative Aspekte gewöhnt haben.<sup>1015</sup> Nur besonders unterbrechende kritische Probleme würden in Form von Bug- und Wunschlisten vom Nutzer angesprochen. Aus diesem Grund soll zusätzlich zur Meinung des Nutzers auch das tatsächliche Verhalten unter Berücksichtigung der Vorerfahrung interpretiert werden.<sup>1016</sup>

Auch (Nielsen, 2001) warnt davor, Nutzern zu glauben, was sie über ihr aktuelles Verhalten erzählen. Verzerrungen würden zusätzlich durch den Hang zu Rationalisierungen und sozial erwünschten Antworten entstehen. Außerdem sei die Glaubwürdigkeit von Spekulationen über ihr zukünftiges Verhalten anzuzweifeln. Er plädiert stattdessen für die Beobachtung der Nutzer.“

### 6.1.1.3 Feldstudien und Partizipation

(Rudolph, 2011 S. 26f): „Der Ansatz der Ethnographie sieht vor, dass Nutzer in ihrer natürlichen Umgebung, dem Feld, beobachtet und befragt werden.<sup>1017</sup> Dabei soll das Verhalten der Nutzer aus ihrer Sichtweise verstanden werden. Die Beobachtung soll möglichst unaufdringlich sein, die Befragung informell und unstrukturiert. Ähnlich dem ethnographischen Ansatz sind Feldstudien, bei denen die Designer für wenige Stunden den Kunden besuchen, um sie zu befragen und zu beobachten. Sie finden meist in den Anfangsphasen eines Projekts statt und dienen vor allem der Aufgabenanalyse. Im Mittelpunkt steht dabei das Verstehen der Arbeit des Benutzers und des bisherigen Einsatzes von Software. Usability-Tests können ebenso im Feld stattfinden.

Viele der bisher vorgestellten Ansätze beziehen die Meinung der Benutzer mit ein, man bezeichnet dies als Partizipation. Die frühzeitige und kontinuierliche Beteiligung der Nutzer wirkt sich nach (Sarodnick, et al., 2006 S. 101ff) positiv auf die Nutzerzufriedenheit, Usability und Anwendungshäufigkeit eines Systems aus. Sie unterscheiden drei Stufen der partizipativen Systemgestaltung:

---

<sup>1015</sup> (Sarodnick, et al., 2006 S. 60f)

<sup>1016</sup> (Sarodnick, et al., 2006)

<sup>1017</sup> (Blomberg, et al., 1993)

---

1. Passive Mitwirkung, bei der die Meinung der Benutzer nur nach Bemessen der Designer berücksichtigt wird
2. Aktive Mitentscheidung, bei der die Benutzer in die Entscheidungsprozesse bei der Gestaltung und dem Funktionalitätsumfang miteinbezogen werden
3. Aktive Partizipation, bei der die Benutzer selbst zum Beispiel frühe Prototypen mitgestalten können

#### 6.1.1.4 Expertenorientierte (Inspektions-)Methoden

(Rudolph, 2011 S. 26f): „(Gray, et al., 1998) unterscheiden Inspektionsmethoden daraufhin, ob Szenario-basiert vorgegangen wird und wie ausführliche Richtlinien verwendet werden.

Richtlinien	Szenario	
	nein	ja
Keine	Expertenreview	Experten-Walkthrough
Kurze Liste	Heuristische Evaluierung	Heuristischer Walkthrough
Lange Liste	Gestaltungsrichtlinien	Richtlinien-Walkthrough
Perspektive der Informationsverarbeitung	N/A	Kognitive Walkthrough

Abbildung 95: Terminologie zu Inspektionsmethoden (Rudolph, 2011 S. 28), nach (Gray, et al., 1998)

Als am wenigsten formal kann das Expertenreview bezeichnet werden. Bei der Heuristischen Evaluierung inspizieren Experten die Schnittstelle im Hinblick auf einige wenige, allgemeine Usability-Prinzipien, sogenannte Heuristiken. Zwei Heuristiken werden in diesem Abschnitt noch vorgestellt. Detaillierter und fokussierter als Heuristiken sind hingegen Gestaltungsrichtlinien.<sup>1018</sup> Bekannte Gestaltungsrichtlinien für spezielle Bereiche des Schnittstellendesigns beschreiben (Shneiderman, 2009 S. 75ff). Bei Walkthrough-Verfahren wird versucht, die Usability-Probleme, die Benutzer haben werden, vorherzusagen. Dabei wird ein System im Hinblick auf konkrete Handlungsabläufe durchgegangen. Beim Kognitiven Walkthrough, versetzt sich ein Usability-Experte dazu in einen hypothetischen Benutzer. Dabei soll analysiert werden, wie leicht die Software erlernbar ist, bzw. an welchen Stellen der Benutzer auf der Basis seiner mentalen Prozesse nicht den korrekten Handlungsabläufen folgen wird und warum. Bei einer in dieser Terminologie nicht enthaltenen Methode, dem „Pluralistic Walkthrough“ arbeitet ein ganzes Team, in dem auch Benutzer vertreten sind, ein Szenario durch. Walkthrough-Verfahren werden oftmals für Prototypen in Papierform oder Funktionsbeschreibungen eingesetzt.<sup>1019</sup>

<sup>1018</sup> (Sarodnick, et al., 2006)

<sup>1019</sup> (Sarodnick, et al., 2006)

### 6.1.1.5 Formal-analytische Verfahren

(Rudolph, 2011 S. 26f): „Eine bekannte Methode, bei der das Benutzerverhalten formal modelliert wird, ist das GOMS<sup>1020</sup>-Modell. Bei diesem Modell werden Aufgaben in Teilaufgaben und diese wiederum in Operationen unterteilt. Unter einer Operation wird eine elementare Handlung verstanden, wie das Zeigen mit der Maus auf ein Objekt. Um ein Ziel („Goal“) zu erreichen, werden Sequenzen von Schritten („Methods“), die in einzelnen Operationen beschrieben werden, aufgrund von Auswahlregeln („Selection Rules“) durchlaufen. Bei einer Erweiterung des GOMS-Modell, dem KLM<sup>1021</sup> wird die Bearbeitungszeit einer Aufgabe dadurch vorhergesagt, dass jeder Operation ein durchschnittlicher Zeitwert zugeordnet ist und die Zeiten der Operationen aufsummiert werden.“

### 6.1.1.6 Quantitative Fragebogen

(Rudolph, 2011 S. 30): „Für die Evaluierung von Software wurden in den letzten Jahren verschiedene Fragebogen entwickelt, von denen die wichtigsten in diesem Abschnitt beschrieben werden. (Scheier, et al., 2003) unterscheiden bei den Fragebogen zwischen solchen, die die Zufriedenheit und andere Gefallens-Aspekte erfassen, und solchen, die die Usability anhand der Übereinstimmung mit Gestaltungsgrundsätzen bewerten. Ersteres wird beispielsweise eher durch QUIS und ASQ, letzteres durch PUTQ gemessen.<sup>1022</sup>“

#### 6.1.1.6.1 ISONORM, IsoMetrics und DIN EN ISO 9241-10, -110

Der in den beiden Fragebogen referenzierte Teil 10 der DIN EN ISO 9241 wurde 2006 offiziell von Teil 110 abgelöst. In Tabelle 64 werden die Definitionen aus Teil 110 nach (bao GmbH) zitiert, zusätzlich wird auf die Items in den Fragebogen eingegangen.

(Rudolph, 2011 S. 30ff): „Die Fragebogen ISONORM 9241/10<sup>1023</sup> und IsoMetrics enthalten beide Subskalen entsprechend der allgemeinen, ergonomischen „Grundsätze zur Dialoggestaltung“ aus der DIN EN ISO 9241-10<sup>1024</sup>. Der Fragebogen ISONORM wurde 1993 entwickelt, um die Normkonformität nach ISONorm 9241/10 überprüfen zu können.<sup>1025</sup> Er kann zur summativen Usability-Evaluierung, auch verschiedener Versionen, während dem iterativen Systemdesign zur Bewertung von Prototypen, aber auch als Grundlage für die Erarbeitung von Designanforderungen im Rahmen von aktiver Partizipation in einem Workshop eingesetzt werden (Prümper, et al., 1993).

---

<sup>1020</sup> Goals, Operators, Methods and Selection Rules

<sup>1021</sup> Keystroke-Level-Model

<sup>1022</sup> (Lin, et al., 1997)

<sup>1023</sup> Vgl. (Sarodnick, et al., 2011 S. 187f).

<sup>1024</sup> Vgl. auch (Prümper, 2011).

<sup>1025</sup> (Prümper, 1997; Prümper, et al., 1993)

---

Faktor	Definition	Kategorien	entsprechende Frage
Aufgabenangemessenheit	Ein interaktives System ist aufgabenangemessen, wenn es den Benutzer unterstützt, seine Arbeitsaufgabe zu erledigen, d. h., wenn Funktionalität und Dialog auf den charakteristischen Eigenschaften der Arbeitsaufgabe basieren anstatt auf der zur Aufgabenerledigung eingesetzten Technologie.	Vollständigkeit	Die Software bietet alle Funktionen, um die anfallenden Aufgaben effizient zu bewältigen.
		Aufwandsminimierung	Die Software erfordert keine überflüssigen Eingaben.
		Passung	Die Software ist gut auf die Anforderungen der Arbeit zugeschnitten.
Selbstbeschreibungsfähigkeit	Ein Dialog ist in dem Maße selbstbeschreibungsfähig, in dem für den Benutzer zu jeder Zeit offensichtlich ist, in welchem Dialog, an welcher Stelle im Dialog er sich befindet, welche Handlungen unternommen werden können und wie diese ausgeführt werden können.	Informationsgehalt	Die Software liefert in zureichendem Maße Informationen darüber, welche Eingaben zulässig oder nötig sind.
		Unterstützungsmöglichkeit	Die Software bietet auf Verlangen situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
		Unterstützungsangebot	Die Software bietet von sich aus situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
Erwartungskonformität	Ein Dialog ist erwartungskonform, wenn er den aus dem Nutzungskontext heraus vorhersehbaren Benutzerbelangen sowie allgemein anerkannten Konventionen entspricht.	Gestaltungskonsistenz	Die Software erleichtert die Orientierung durch eine einheitliche Gestaltung.
		Transparenz	Die Software informiert in ausreichendem Maße über das, was es gerade macht.
		Bedienkonsistenz	Die Software lässt sich durchgehend nach einem einheitlichen Prinzip bedienen.
Lernförderlichkeit	Ein Dialog ist lernförderlich, wenn er den Benutzer beim Erlernen der Nutzung des interaktiven Systems unterstützt und anleitet.	Erlernbarkeit	Die Software erfordert wenig Zeit zum Erlernen.
		Wissensverfügbarkeit	Die Software erfordert nicht, dass man sich viele Details merken muss.
		Erschließbarkeit	Die Software ist gut ohne fremde Hilfe oder Handbuch erlernbar.
Steuerbarkeit	Ein Dialog ist steuerbar, wenn der Benutzer in der Lage ist, den Dialogablauf zu starten sowie seine Richtung und Geschwindigkeit zu beeinflussen, bis das Ziel erreicht ist.	Flexibilität	Die Software erzwingt keine unnötig starre Einhaltung von Bearbeitungsschritten.
		Wechselmöglichkeit	Die Software ermöglicht einen leichten Wechsel zwischen einzelnen Menüs oder Masken.
		Unterbrechungsfreiheit	Die Software erzwingt keine unnötigen Unterbrechungen der Arbeit.
Fehlertoleranz	Ein Dialog ist fehlertolerant, wenn das beabsichtigte Arbeitsergebnis trotz erkennbar fehlerhafter Eingaben entweder mit keinem oder mit minimalem Korrekturaufwand seitens des Benutzers erreicht werden kann.	Verständlichkeit	Die Software liefert gut verständliche Fehlermeldungen.
		Korrigierbarkeit	Die Software erfordert bei Fehlern im Großen und Ganzen einen geringen Korrekturaufwand.
		Korrekturunterstützung	Die Software gibt konkrete Hinweise zur Fehlerbehebung.
Individualisierbarkeit	Ein Dialog ist individualisierbar, wenn Benutzer die Mensch-System-Interaktion und die Darstellung von Informationen ändern können, um diese an ihre individuellen Fähigkeiten und Bedürfnisse anzupassen.	Erweiterbarkeit	Die Software lässt sich leicht erweitern, wenn für mich neue Aufgaben entstehen.
		Personalisierbarkeit	Die Software lässt sich gut an meine persönliche, individuelle Art der Arbeitserledigung anpassen.
		Aufgabenflexibilität	Die Software lässt sich – im Rahmen ihres Leistungsumfangs – von mir gut für unterschiedliche Aufgaben passend einrichten.

Tabelle 64: Hintergrund des ISONORM 9241/110-S Fragebogens (bao GmbH)

Der Fragebogen besteht aus sieben Items, je fünf pro Subskala, die aus bipolaren Aussagen bestehen und auf einer sieben-stufigen Skala („– –“ bis „+ +“) innerhalb von etwa zehn Minuten beurteilt werden. Statt auf Gruppengespräche zu setzen, gibt es vom Fragebogen IsoMetrics eine eigene Version zur eigenständigen, formativen

Usability- Evaluierung.<sup>1026</sup> Zusätzlich zur eigentlichen Bewertung sollen die Befragten bei der langen Version jedes Item in Bezug auf seine Wichtigkeit für den Gesamteindruck der Software selbst einschätzen und konkrete Beispiele für die negative Seite der Aussage nennen. Auf diese Weise werden für jedes Item konkrete Schwachstellen gesammelt und priorisiert, indem ein Gewichtsindex aus Benutzersicht berechnet, und, ebenso wie die Häufigkeit der Nennung (Bezugspunkt 25 Prozent), binär klassifiziert wird.<sup>1027</sup>

Beide Versionen von IsoMetrics enthalten die gleichen Items zur Beurteilung des Systems entsprechend den sieben Gestaltungsgrundsätzen. Für den Fragebogen wurden 651 mögliche Items aus verschiedenen Quellen zur Usability-Evaluierung gesammelt. Diese wurden auf 151 reduziert, indem Items, die Fachsprache enthielten, anwendungsspezifische und ähnliche aussortiert wurden, wobei man konkrete, positiv und einfach formulierte bevorzugte. Von diesen wurden nur 90 Items behalten, die von mindestens vier von sechs Usability-Experten einstimmig einem der Grundsätze der Dialoggestaltung zugeordnet wurden. Diese Items werden auf fünf Skalen bewertet, wobei auch keine Angabe zu machen eine Option ist.

#### 6.1.1.6.2 SUMI

(Rudolph, 2011 S. 32f): „Der kommerzielle Fragebogen „Software Usability Measurement Inventory “(SUMI) (Kirakowski) besteht aus jeweils zehn dreistufigen Items in den fünf Subskalen:

**Effizienz** misst, in welchem Maße die Software die Arbeit unterstützt und betrifft das Konzept der Transparenz.

**Affekt** misst die emotionale Reaktion des Nutzers.

**Hilfe und Unterstützung** misst, inwiefern das System selbsterklärend ist und die Angemessenheit von Hilfe und Dokumentation.

**Kontrollierbarkeit** misst, inwiefern der Nutzer das Gefühl hat, selbst die Software zu kontrollieren.

**Erlernbarkeit** misst, wie schnell und einfach der Benutzer das System bedienen kann oder neue Funktionen erlernt.

Eine Global-Skala umfasst die 25 Items, die die Gebrauchstauglichkeit am besten repräsentieren. SUMI ermöglicht auch eine Item Consensual Analyse (ICA), bei der die Antwortmuster auf Item-Ebene mit denen eines generischen Software-Standards verglichen werden. Auf Basis der ICA können zur detaillierten Problemanalyse Aspekte und Nutzer für nachfolgende Interviews ausgewählt werden. Die Überprüfung von Gütekriterien zeigte, dass SUMI zum Produktvergleich, zur Bewertung während der Entwicklung und zur Weiterentwicklung eines Produkts geeignet ist.“

---

<sup>1026</sup> (Gediga, et al., 1999; Gediga, et al., 1999)

<sup>1027</sup> (Gediga, et al., 1999)

---

### PUTQ

(Rudolph, 2011 S. 33): „Der PUTQ<sup>1028</sup> enthält 100 Fragen, die auf einer Sammlung von Items aus der Literatur basieren, zu acht verschiedenen Kategorien (Lin, et al., 1997): Kompatibilität, Konsistenz, Flexibilität, Erlernbarkeit, Minimierung der erforderlichen Aktionen und der kognitiven Belastung, begrenzte Wahrnehmung und Benutzerführung. Interne und externe Konsistenz sind in einer Kategorie zusammengefasst. Unter Flexibilität fällt sowohl eine Anpassung durch, als auch an den Nutzer. Auch der unterschiedliche Erfahrungsgrad der Nutzer wird in dieser Kategorie berücksichtigt. Die Kategorie Benutzerführung umfasst verschiedene Aspekte der Kontrolle durch den Benutzer, der Fehlerbehebung und der Hilfe. Auch Aspekte der visuellen Wahrnehmung, wie die Unterscheidbarkeit und Gruppierung von Elementen und die Farbwahl, werden abgefragt. Eine Kategorie bewertet, inwiefern erforderliche Aktionen minimiert werden und die Dateneingabe effizient ist. Die Kategorien Kompatibilität, Erlernbarkeit und Minimierung der kognitiven Belastung hingegen enthalten verschiedenste Fragen, die zu dem jeweiligen Kategorienamen passen. Der Fragebogen wurde vor allem für konventionelle, graphische Benutzerschnittstellen entwickelt.“

#### 6.1.1.6.3 SUS

(Rudolph, 2011 S. 33): „Der SUS<sup>1029</sup> enthält 10 Items, mit denen ein allgemeiner Eindruck zur Usability eines Systems im Vergleich zu einer Vorgängerversion oder einem Wettbewerbsprodukt gewonnen werden kann.<sup>1030</sup> Er wurde absichtlich kurz und einfach gehalten, um zu verhindern, dass ihn die Benutzer nach einer frustrierenden Evaluierungssitzung nicht komplett ausfüllen. Die Items wurden aus 50 potentiellen Kandidaten zusammengestellt, indem die ausgewählt wurden, bei denen die Probanden extreme Ansichten teilten. Im Fragebogen werden die alternierend positiv und negativ angeordneten Items auf einer fünf-elementigen Likert Skala subjektiv beurteilt und durch eine Skalierung ein absoluter Usability-Wert zwischen 0 und 100 abgeleitet.“

#### 6.1.1.6.4 USE

(Rudolph, 2011 S. 33f): „Der USE<sup>10311032</sup> Fragebogen misst die Nützlichkeit, die Zufriedenheit der Benutzer, und den Bedienkomfort. Bedienkomfort ist unterteilt in die zusätzliche Kategorie einfache Erlernbarkeit, beide Kategorien hängen eng zusammen. Nützlichkeit und Bedienkomfort beeinflussen sich nach einer Korrelationsanalyse gegenseitig, beide steigern die Zufriedenheit. Zufriedenheit hängt außerdem sehr stark davon ab, ob die Person das Produkt tatsächlich nutzt oder es in Zukunft nutzen will.

Der Fragebogen soll für verschiedenste Produkte und über Domänen hinweg, zum Beispiel auch für Hardware und Dokumentationen, anwendbar sein. Um dies zu ermöglichen, wurden die einzelnen Elemente des Fragebogens mit einfachen Worten so

---

<sup>1028</sup> Purdue Usability Testing Questionnaire

<sup>1029</sup> System Usability Scale

<sup>1030</sup> (Brooke, 1996)

<sup>1031</sup> Usefulness, Satisfaction, Ease of use

<sup>1032</sup> (Lund, 2001)

---

allgemein wie möglich formuliert. Sehr spezifische Elemente wurden mittels psychometrischer Techniken aus dem Fragebogen entfernt.“

#### 6.1.1.6.5 AttrakDiff

(Rudolph, 2011 S. 34): „Dieser Fragebogen unterscheidet zwischen pragmatischer und hedonischer Qualität.<sup>1033</sup> AttrakDiff 2 beinhaltet 21 sieben-stufige Items, die jeweils aus gegensätzlichen Adjektiv- Paaren bestehen. Die pragmatische Qualität steht für die Gebrauchstauglichkeit im Sinne von ISO 9241-11 und beinhaltet Adjektive zur Nützlichkeit und Benutzbarkeit. Die hedonische Qualität bezieht sich auf die „hedonischen (d.h. anregenden, erlebnisorientierten) Produktmerkmale“.<sup>1034</sup> (Hassenzahl, et al., 2003) differenzieren<sup>1035</sup> zwischen Stimulation und Identität als hedonische Bedürfnisse der Benutzer. Produkte sollen neuartige, interessante und anregende Funktionen und Interaktionsformen anbieten, um das Streben der Menschen nach persönlicher Entwicklung, der Erweiterung ihrer Kenntnisse und Fähigkeiten, zu berücksichtigen. Durch diese Stimulation können auch Aufmerksamkeits- und Motivationsprobleme überwunden werden. Außerdem soll ein Produkt die gewünschte Identität, bzw. Selbstdarstellung kommunizieren, beispielsweise „indem es professionell, cool, modern, anders wirkt“. Im Fragebogen wird zur Identität nach Aspekten wie Vorzeigbarkeit, Verbindung mit Menschen, Wert und Stil gefragt, zur Stimulation nach Herausforderung, Kreativität, Innovation, Originalität und Mut.

Die erste Version des Fragebogens unterscheidet im Gegensatz zu einer zweiten nicht zwischen Stimulation und Identität, fragt dafür aber die wahrgenommene Attraktivität ab. In Studien kommen (Hassenzahl, et al., 2000) zu dem Ergebnis, dass Attraktivität als globales Bewertungsmaß gleichermaßen durch die pragmatische wie durch die hedonische Qualität bestimmt wird und dass beide Qualitäten nicht miteinander korrelieren. Die Bewertung der Stimulation und Identität hingegen sind nicht unabhängig voneinander.<sup>1036</sup>

#### 6.1.1.6.6 UEQ

(Rudolph, 2011 S. 34f): „Der UEQ<sup>1037</sup> besteht aus 26 Paaren aus antithetischen Adjektiven zur User Experience, der Benutzererfahrung, bzw. dem Produkterleben.<sup>1038</sup> Mit dem Fragebogen soll schnell ein umfassender, spontaner Gesamteindruck des Nutzers eines Produkts erhoben werden, sein subjektives, emotionales Erleben dessen. Der Fragebogen unterscheidet dafür in Anlehnung an den Fragebogen AttrakDiff 2 zwischen den sechs Faktoren Attraktivität, Durchschaubarkeit, Effizienz, Vorhersagbarkeit, Stimulation und Originalität. Zur Konstruktion des Fragebogens wurden zunächst auf Basis von Brainstorming 221 nicht redundante Items von 15 Usability-

---

<sup>1033</sup> (Hassenzahl, et al., 2003)

<sup>1034</sup> (Hassenzahl, et al., 2003)

<sup>1035</sup> In der zweiten Version des Fragebogens AttrakDiff 2 werden Stimulation und Identität differenziert angefragt.

<sup>1036</sup> (Hassenzahl, et al., 2003)

<sup>1037</sup> User Experience Questionnaire

<sup>1038</sup> (Laugwitz, et al., 2006; Laugwitz, et al., 2008)

---

Experten zu den folgenden Fragen gesammelt: „Auf welche Produkteigenschaften reagieren Nutzer besonders intensiv?“, „Welche Gefühle oder Einstellungen rufen Produkte bei Nutzern hervor?“, „Wie sind die typischen Reaktionen von Nutzern während oder nach einer Untersuchung zur Gebrauchstauglichkeit?“.

Sieben der Experten wählten aus dieser Sammlung die 25 Adjektive aus, die sie bevorzugten und kennzeichneten ihrer Meinung nach ungeeignete Adjektive. Übrig blieben 80 Items mit maximal einem Veto und mindestens zwei Top-25 Bewertungen. Die hierzu erstellten Adjektivpaare wurden in zwei Gruppen unterteilt, eine für solche, die die Attraktivität direkt bewerten (zum Beispiel gut/schlecht oder unangenehm/angenehm), und eine für die der Subskalen. Nach einer Faktorenanalyse wurden 6 Items zur Attraktivität und jeweils vier Items für die anderen fünf Kategorien ausgewählt. Diese Items wurden von einem Muttersprachler ins Englische übersetzt, dann in einer Gruppe von Personen überprüft, deren Muttersprache ebenso Englisch ist. Von einem deutschen Übersetzer wurde die englische Version zurückübersetzt. Abweichungen der Rückübersetzung von der deutschen Version wurden zur erneuten Überarbeitung der englischen Version genutzt.“

#### 6.1.1.6.7 QUIS

(Rudolph, 2011 S. 35): „Der QUIS<sup>1039</sup> misst die subjektive Zufriedenheit der Benutzer mit der Mensch-Computer Interaktion.<sup>1040</sup> Der kommerzielle Fragebogen wurde mehrfach überarbeitet und empirisch validiert. In der Originalversion von Shneiderman<sup>1041</sup> enthielt er 90 Fragen, davon fünf allgemeine und 85, die in 20 verschiedenen Gruppen organisiert waren, wobei jeder Gruppe jeweils eine Hauptfrage zugeordnet war. Jedes der Items wird anhand von zwei gegensätzlichen Adjektiven bewertet oder auch nicht (Option NA) und kann schriftlich kommentiert werden. Die neueste Version<sup>1042</sup> QUIS 7.0 basiert auf einer neun-stufigen Bewertungsskala und enthält folgende Teile (Chin, et al., 1988; Harper, et al., 1997; Sarodnick, et al., 2006):

- Einen demografischen Fragebogen
- Sechs Items zur Bewertung der generellen Nutzerreaktion
- Items in vier Kategorien:
  - Bildschirm: verschiedene Aspekte zum Layout
  - Terminologie und Systeminformationen: Aspekte zur Verständlichkeit von Begriffen, Feedback, Fehlermeldungen und deren Konsistenz
  - Erlernbarkeit: Verschiedene Aspekte, unter anderem zum Prinzip des Erlernens, durch Versuch-und-Irrtum
  - Systemcharakteristika: Geschwindigkeit, Einfachheit und Fehlerbehandlung

---

<sup>1039</sup> Questionnaire for User Interface Satisfaction

<sup>1040</sup> (Chin, et al., 1988)

<sup>1041</sup> QUIS wurde zum ersten Mal in der ersten Auflage von [64] 1987 veröffentlicht.

<sup>1042</sup> Laut der Homepage, auf der QUIS kommerziell vertrieben wird (<http://lap.umd.edu/quis/>), zuletzt abgerufen am 5.5.2013.



- Optional weitere Kategorien für spezielle Systemelemente, wie beispielsweise ein Handbuch oder die Installation der Software“

#### 6.1.1.6.8 ASQ, PSSUQ und CSUQ

(Rudolph, 2011 S. 35f) : „Der ASQ<sup>1043</sup> besteht aus nur drei Fragen zur Zufriedenheit.<sup>1044</sup> Er wurde speziell für den Einsatz nach Szenario-basierter Aufgabebearbeitung entwickelt. Die Zufriedenheit wird daher in Bezug auf das Lösen der Aufgaben gemessen und es wird nach der Einfachheit dessen, die dabei benötigte Zeit und der erhaltenen Unterstützung gefragt.

Wie der ASQ wurden auch die Fragebogen PSSUQ<sup>1045</sup> und CSUQ<sup>1046</sup> bei IBM dazu eingesetzt, die Zufriedenheit von Benutzern in Bezug auf die Usability zu messen. Der PSSUQ wird -im Gegensatz zum ASQ- von jedem Probanden nur einmal am Ende einer Usability-Evaluierung ausgefüllt, um die Zufriedenheit mit dem gesamten System zu messen (Lewis, 1995). Der CSUQ besteht aus nahezu den gleichen Items wie der PSSUQ, sie wurden lediglich etwas allgemeiner formuliert, um den Fragebogen auch außerhalb von Usability-Tests einsetzen zu können. Beide Fragebogen bestehen aus insgesamt 20 Aussagen, mit denen ebenfalls wie mit den Fragen des ASQ auf einer sieben-stufigen Skala (Nicht-)Übereinstimmung ausgedrückt wird. Auch die Möglichkeit der Enthaltung existiert.“

#### 6.1.1.6.9 NASA-TLX

(Rudolph, 2011 S. 36f): „Mit dem NASA Task Load Index kann die gesamte Belastung bzw. Beanspruchung<sup>1047</sup> einer Aufgabe eingeschätzt werden. Der Fragebogen beinhaltet sechs Faktoren. Die ersten drei Dimensionen beziehen sich ausschließlich auf die an die Versuchsperson gestellten Anforderungen, während die letzten drei die Interaktion von Versuchsperson und Aufgabe erfassen sollen (Übersetzung von (Rudolph, 2011)):

**Geistige Anforderung** Wie viel mentale und perzeptuelle Aktivität, wie denken, sich erinnern, rechnen oder suchen, erfordert die Aufgabe?

**Körperliche Anforderung** Wie viel physische Aktivitäten sind erforderlich und wie werden sie wahrgenommen?

**Zeitliche Anforderung** Wie groß war der empfundene Zeitdruck, bzw. wie wurde die Geschwindigkeit, in der Elemente auftauchen, empfunden?

**Anstrengung** Wie sehr mussten Sie sich mental und physisch anstrengen, um die Aufgabe zu erfüllen?

**Aufgabenerfüllung** Wie erfolgreich haben Sie die Ziele der Aufgabe erreicht? Wie zufrieden sind Sie mit Ihrem Ergebnis?

---

<sup>1043</sup> After Scenario Questionnaire

<sup>1044</sup> (Lewis, 1991; Lewis, 1994)

<sup>1045</sup> Post-Study System Usability Questionnaire

<sup>1046</sup> Computer System Questionnaire

<sup>1047</sup> Overall Workload Score

---

**Frustration** Wie unsicher, entmutigt, irritiert, gestresst und verärgert versus sicher, zufrieden und entspannt haben Sie sich während der Aufgabe gefühlt?

Diese Faktoren wurden aus einer ersten Version des Fragebogens auf Basis einer statistischen Untersuchung zusammengestellt. Die erste Version beinhaltete neun, teilweise andere Faktoren: Schwierigkeit der Aufgabe, Zeitdruck, Aufgabenerfüllung, mentale Anstrengung, physische Anstrengung, Frustration, Stress und Ermüdung. In Studien stellte sich beispielsweise heraus, dass Ermüdung für die Beanspruchung durch die Aufgabe nicht relevant ist und, dass Stress und der Faktor Frustration redundant sind. (Hart, et al., 1988) kritisieren, dass der Faktor Stress viele Bedeutungsebenen hat, zum Beispiel nicht zwischen emotionalem, physischem Stress und Zeitdruck oder unangenehmer Temperatur differenziert.

Die Durchführung der Methode ist in zwei Phasen gegliedert. Bevor der Proband für jeden Faktor eines von 20 Intervallen markiert, soll er eine Aufgabe hinsichtlich der erlebten Beanspruchung gewichten. Für letzteres soll er jeweils in 15 Paarvergleichen entscheiden, welcher Faktor entscheidender für die erlebte Beanspruchung war. Aus den Bewertungen und den berechneten Gewichten für die Faktoren wird für jeden Proband ein gewichteter Gesamtwert für die Beanspruchung durch die Aufgabe berechnet.“

#### 6.1.1.6.10 Fragebogen zur Benutzerakzeptanz

(Rudolph, 2011 S. 36f): „(Davis, 1989) hat einen Fragebogen zur Benutzerakzeptanz auf Basis der wahrgenommenen Nützlichkeit<sup>1048</sup> und des wahrgenommenen Bedienkomforts<sup>1049</sup> erstellt. Unter Nützlichkeit wird der Mehrwert, den eine Informationstechnologie bringt, die Verbesserung der individuellen Arbeitsleistung verstanden. Bedienkomfort hingegen wird als das Ausmaß definiert, zu dem eine Person das Verwenden eines Systems als frei von großem Aufwand oder Schwierigkeiten wahrnimmt. Zu beiden (zusammenhängenden) Subskalen enthält der Fragebogen sechs Items, die auf sieben Skalen entsprechend der persönlich geschätzten Wahrscheinlichkeit bewertet werden. Beide Subskalen hängen zusammen, wobei Nützlichkeit stärker mit dem tatsächlichen Nutzungsverhalten zusammenhängt.“

#### 6.1.1.7 Verfahrensmodell

(Bräutigam, 2003): „Aufgrund seiner allgemein gehaltenen Formulierungen liefert der Fragebogen allein nur erste Hinweise auf ergonomische Schwachstellen von Softwaresystemen. Um aussagekräftige Ergebnisse, insbesondere Verbesserungsvorschläge zu erhalten, sollte er in ein beteiligungsorientiertes Verfahren eingebettet werden, das in diesem Dokument vorgestellt wird.

Die Anwender einer Software kennen die Anforderungen ihrer Arbeit am besten. Sie sind die Spezialisten auf ihrem Gebiet und wissen von den vielen Kleinigkeiten, die einem die Arbeit erleichtern oder aber erschweren. Das gilt auch für die Verwendung von Arbeitsmitteln wie einer Software. Ergonomie-Spezialisten können zwar beurteilen, ob eine Maske ergonomisch aufgebaut ist. Inwieweit sie aber aufgabenangemessen ist,

---

<sup>1048</sup> Perceived Usefulness

<sup>1049</sup> Perceived Ease of Use

---

ob z.B. alle Angaben in der richtigen Reihenfolge und Darstellung vorhanden sind, das können am besten die Benutzer feststellen.

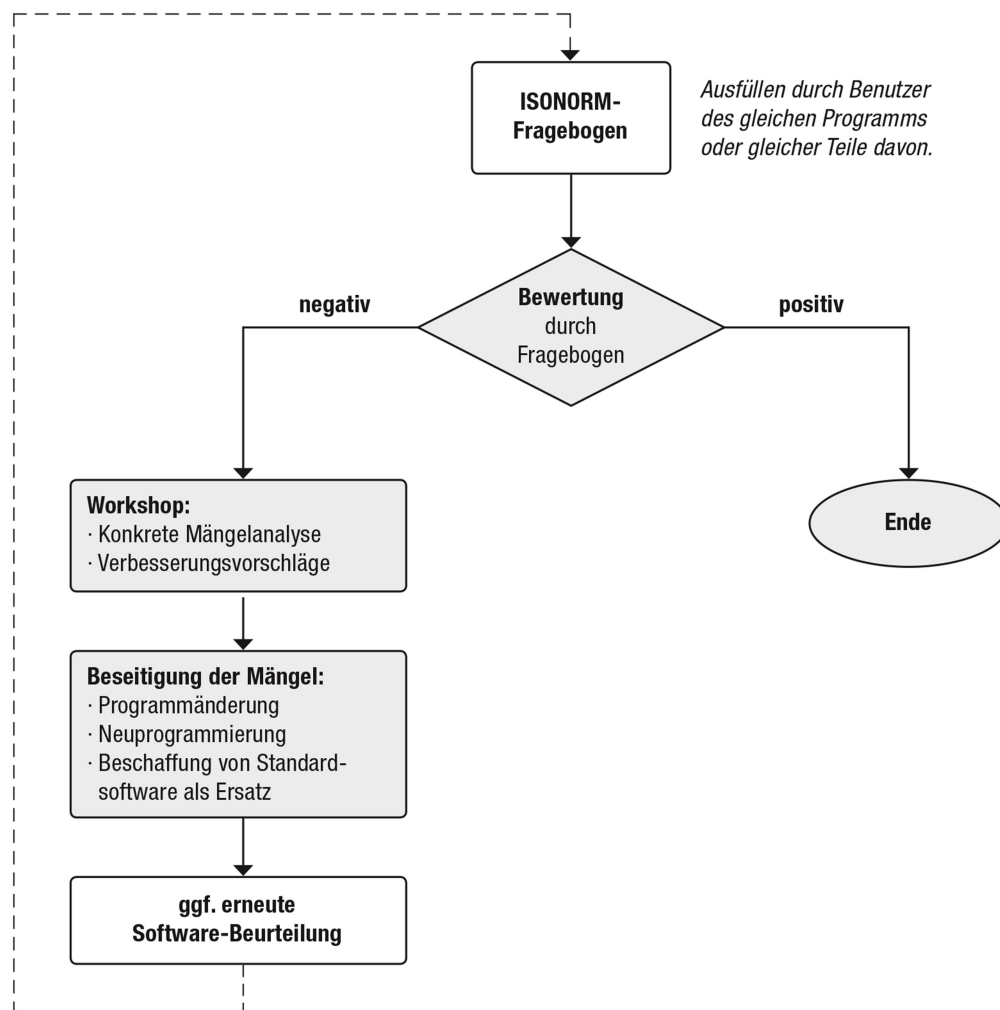


Abbildung 96: Ablauf der Software-Beurteilung (Bräutigam, 2003)

In dem vorgestellten Verfahren kommen die Anwender (mindestens) zweimal zu Wort:

- beim Ausfüllen des ISONORM-Fragebogens 9241/10 bzw. 110 und
- als Teilnehmer eines Workshops, in dem die Ergebnisse der Befragung vertieft und präzisiert sowie Verbesserungsvorschläge erarbeitet werden.

Die festgestellten Probleme und erarbeiteten Gestaltungsvorschläge sind dann in eine verbesserte Softwareversion umzusetzen. Ist dies nicht oder nur mit großem Aufwand zu erreichen, muss eine neue Software gekauft oder eigens entwickelt werden. Die Anforderungen der Bildschirmarbeitsverordnung zur Software-Ergonomie sehen nämlich ab dem 1.1.2000 keine Ausnahmen für bereits im Einsatz befindliche Software mehr vor.

Sind die Mängel beseitigt, ist dies zu überprüfen, ggf. durch einen wiederholten Durchlauf des dargestellten Verfahrens, beginnend mit einem erneuten Einsatz von ISONORM 9241/10 bzw. 110.

Der Workshop dient der Vertiefung und Präzisierung der Ergebnisse der Befragung. Im Gegensatz zu Einzelinterviews bietet ein Workshop den Nutzern eher die Möglichkeit der aktiven Beeinflussung. Der Erfahrungsaustausch in der Gruppe und das gemeinsame Brainstorming fördern in der Regel qualitativ bessere Ergebnisse zu Tage als ein einzelner dies vermag.

Der Workshop erfordert eine Moderation und dauert einen Tag (ca. 6 bis 7 Stunden). In der Vorbereitung werden die Fragebögen ausgewertet, indem pro Frage der Mittelwert aller Antworten berechnet wird. Zur Gewährleistung eines zügigen und effektiven Ablaufs sollte ein Moderationskonzept erarbeitet werden, d.h. ein "Drehbuch", das die einzelnen Schritte, einzusetzende Methoden und eine detaillierte Zeitplanung enthält.

Für die Durchführung des Workshops wird der folgende Ablauf empfohlen, der siebenmal - für jeden Gestaltungsgrundsatz der Norm einmal - zu durchlaufen ist:

1. Erläuterung eines Grundsatzes der DIN EN ISO 9241 Teil 110 durch den Moderator
2. Präsentation der Befragungsergebnisse zum zuvor vorgestellten Gestaltungsgrundsatz
3. Sammlung von Beispielen für die Befragungsergebnisse  
Die Anwender illustrieren ihre Bewertung für jede Frage durch Beispiele, die sie auf Moderationskarten schreiben.
4. Sammlung, Sortieren, Besprechen der Beispiele  
Gemeinsam mit allen Teilnehmern werden die Karten anschließend auf einer Moderationswand nach Themen geordnet und besprochen. Im Bedarfsfall werden die Beispiele kurz am Softwaresystem demonstriert und erläutert, das im Workshop einschließlich eines Beamers zur Verfügung stehen sollte. Die Beispiele werden dann in der Gruppe diskutiert und weiter ausgearbeitet.
5. Erarbeiten von Verbesserungsvorschlägen  
Für alle festgestellten Mängel wird über Möglichkeiten der Verbesserung bzw. der Beseitigung des Problems beraten. Je präziser die Probleme beschrieben werden, umso näher liegen die potenziellen Lösungen.

Der Erfolg eines Workshops erfordert einen möglichst reibungslosen, zügigen Ablauf. Er hängt damit vor allem von einer guten Moderation ab. Der Moderator sollte nicht aus dem Kreis der Entwickler der Software oder der EDV-Abteilung stammen. Wichtig ist seine neutrale Position ohne persönliche Interessen am diskutierten Thema.

Eine wesentliche Schwierigkeit für die Moderation besteht darin, Struktur und Ordnung in Diskussion und Ablauf zu bringen. Dies wird dadurch erschwert, dass sich die sieben Gestaltungsgrundsätze der Norm nicht überschneidungsfrei voneinander abgrenzen lassen (Beispiel: "Steuerbarkeit" und "Individualisierbarkeit"). Die Teilnehmer haben darin keine Erfahrung. Sie führen in der Regel beim ersten Gestaltungsgrundsatz die meisten Beispiele an, von denen allerdings viele bei einem der anderen Grundsätze besser aufgehoben sind.

Für die Erarbeitung von Verbesserungsvorschlägen ist es eine zentrale Aufgabe der Moderation, die Diskussion über eine Visualisierung der ausgearbeiteten Vorschläge und Alternativen zu befördern.

Das beschriebene Vorgehensmodell mit den beiden Hauptkomponenten Fragebogen und Anwender-Workshop hat sich in der Praxis bewährt.

Die Workshop-Teilnehmer nehmen das Angebot an und arbeiten aktiv mit. Als Ergebnis ergibt sich eine Fülle von Gestaltungsvorschlägen zur Überarbeitung der Software.

Das Verfahren ist als effektiv für den Gesundheitsschutz und ebenso als ökonomisch sinnvoll zu bewerten.“

Der Fragebogen liefert erste Hinweise auf ergonomische Schwachstellen von Softwaresystemen. Konkrete Hinweise, wo Mängel vorliegen und wie diese behoben werden können, sind aufgrund der allgemeinen Frageformulierungen nicht zu gewinnen.

#### 6.1.1.8 Auswertung

(ergo-online): „Der ISONORM-Fragebogen sollte von allen Benutzern einer Software oder einer repräsentativen Auswahl bearbeitet werden. Handelt es sich um ein komplexes Softwaresystem, das aus verschiedenen Modulen besteht oder von Anwendern verschiedener Arbeitsaufgaben genutzt wird, dann sollte jeder nur den Teil beurteilen, den er für seine Arbeitsaufgabe benötigt. Die Auswertung ist dann getrennt für die einzelnen Module bzw. Softwareteile vorzunehmen.

Für die Auswertung von ISONORM 9241/10 wird für jede Frage der Mittelwert aller Antworten berechnet. Die Ergebnisse lassen sich auch pro Gestaltungsgrundsatz zusammenfassen und kompakt visualisieren, wie die das Beispiel in (Abbildung 97) zeigt.

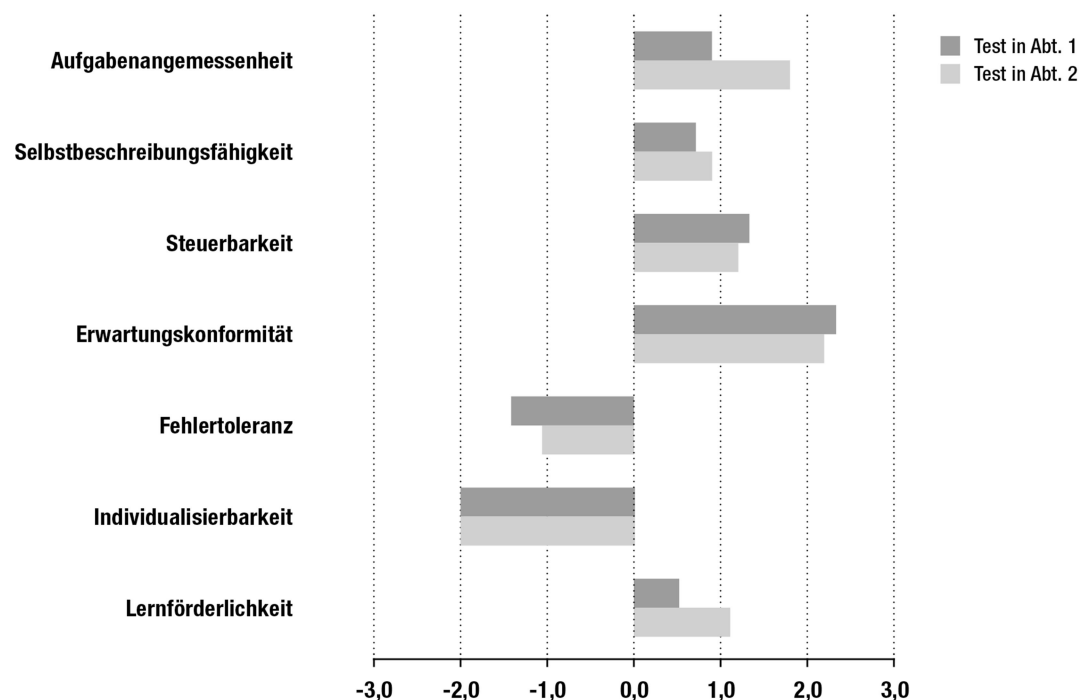


Abbildung 97: Darstellung der Ergebnisse zweier Abteilungen (ergo-online)

## 6.1.2 Fragebögen

---

# Fragebogen ISONORM 9241/110-S

Beurteilung von Software auf Grundlage der  
Internationalen Ergonomie-Norm  
DIN EN ISO 9241-110

von Prof. Dr. Jochen Prümper

Im Folgenden geht es um die Beurteilung von Softwaresystemen auf Grundlage der Internationalen Norm DIN EN ISO 9241-110.

**Bitte beachten Sie:**

- Das Ziel dieser Beurteilung ist es, Schwachstellen bei Softwaresystemen aufzudecken und konkrete Verbesserungsvorschläge zu entwickeln.
- Um dies zu bewerkstelligen, ist Ihr Urteil als Kenner des Softwaresystems von entscheidender Bedeutung! Grundlage Ihrer Bewertung sind Ihre individuellen Erfahrungen mit dem Software-Programm, das Sie beurteilen möchten.
- Dabei geht es nicht um eine Beurteilung Ihrer Person, sondern um Ihre persönliche Bewertung der Software mit der Sie arbeiten.

Bitte machen Sie im folgenden Kasten zunächst einige Angaben zu der Software, auf die sich Ihre Beurteilung im Folgenden beziehen wird.

Auf welches Software-Programm bezieht sich Ihre Beurteilung? (Beurteilen Sie bitte lediglich ein Software-Programm!)															
Name der Software	Andara Cashback Backoffice														
Versionsnummer	15.5.2013														
gegebenenfalls Teilanwendung / Modul	Kampagnen m. Newsletter, A/B-Test, Content Management, Recommendation														
Wie gut beherrschen Sie die von Ihnen beurteilte Software? (- - - = sehr schlecht; +++ = sehr gut)	<table border="1"> <tr> <td>- - -</td> <td>- -</td> <td>-</td> <td>- / +</td> <td>+</td> <td>++</td> <td>+++</td> </tr> <tr> <td><input type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> <td><input checked="" type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> </tr> </table>	- - -	- -	-	- / +	+	++	+++	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
- - -	- -	-	- / +	+	++	+++									
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>									

### Noch ein Hinweis zur Beantwortung des Beurteilungsbogens:

Im folgenden Fragebogen werden die Anforderungen der Norm über Beschreibungen konkretisiert. Diese Beschreibungen weisen immer folgende Form auf:

#### Beispiel 1:

Die Software ...	---	--	-	- / +	+	++	+++	Die Software ...
ist schlecht.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	ist gut.

Im ersten Beispiel wird danach gefragt, wie gut bzw. wie schlecht die Software ist. Die Benutzerin oder der Benutzer beurteilt in diesem Fall die Software zwar als gut, sieht jedoch noch Verbesserungsmöglichkeiten.

- Am besten bearbeiten Sie den Beurteilungsbogen, während Sie das zu bewertende Softwaresystem vor sich am Bildschirm haben. Dadurch haben Sie die Möglichkeit, bei der Beantwortung der einzelnen Fragen die eine oder andere Sache noch einmal zu überprüfen.
- Füllen Sie bitte den Beurteilungsbogen äußerst sorgfältig aus und lassen Sie keine der Fragen aus!



	Die Software ...	--- -- - - / + + ++ +++	Die Software ...
aa1	bietet nicht alle Funktionen, um die anfallenden Aufgaben effizient zu bewältigen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	bietet alle Funktionen, um die anfallenden Aufgaben effizient zu bewältigen.
aa2	erfordert überflüssige Eingaben.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert keine überflüssigen Eingaben.
aa3	ist schlecht auf die Anforderungen der Arbeit zugeschnitten.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	ist gut auf die Anforderungen der Arbeit zugeschnitten.
sb1	liefert in unzureichendem Maße Informationen darüber, welche Eingaben zulässig oder nötig sind.	<input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	liefert in zureichendem Maße Informationen darüber, welche Eingaben zulässig oder nötig sind.
sb2	bietet auf Verlangen keine situationsspezifischen Erklärungen, die konkret weiterhelfen.	<input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	bietet auf Verlangen situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
sb3	bietet von sich aus keine situationsspezifischen Erklärungen, die konkret weiterhelfen.	<input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	bietet von sich aus situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
ek1	erschwert die Orientierung durch eine uneinheitliche Gestaltung.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	erleichtert die Orientierung durch eine einheitliche Gestaltung.

	Die Software ...	--- -- - - / + + ++ +++	Die Software ...
ek2	informiert in unzureichendem Maße über das, was es gerade macht.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	informiert in ausreichendem Maße über das, was es gerade macht.
ek3	lässt sich nicht durchgehend nach einem einheitlichen Prinzip bedienen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	lässt sich durchgehend nach einem einheitlichen Prinzip bedienen.
lf1	erfordert viel Zeit zum Erlernen.	<input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert wenig Zeit zum Erlernen.
lf2	erfordert, dass man sich viele Details merken muss.	<input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert nicht, dass man sich viele Details merken muss.
lf3	ist schlecht ohne fremde Hilfe oder Handbuch erlernbar.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	ist gut ohne fremde Hilfe oder Handbuch erlernbar.
sk1	erzwingt eine unnötig starre Einhaltung von Bearbeitungsschritten.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	erzwingt keine unnötig starre Einhaltung von Bearbeitungsschritten.
sk2	ermöglicht keinen leichten Wechsel zwischen einzelnen Menüs oder Masken.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	ermöglicht einen leichten Wechsel zwischen einzelnen Menüs oder Masken.



	Die Software ...	--- -- - - / + + ++ +++	Die Software ...
sk3	erzwingt unnötige Unterbrechungen der Arbeit.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	erzwingt keine unnötigen Unterbrechungen der Arbeit.
ft1	liefert schlecht verständliche Fehlermeldungen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	liefert gut verständliche Fehlermeldungen.
ft2	erfordert bei Fehlern im Großen und Ganzen einen hohen Korrekturaufwand.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert bei Fehlern im Großen und Ganzen einen geringen Korrekturaufwand.
ft3	gibt keine konkreten Hinweise zur Fehlerbehebung.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	gibt konkrete Hinweise zur Fehlerbehebung.
lk1	lässt sich schwer erweitern, wenn für mich neue Aufgaben entstehen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	lässt sich leicht erweitern, wenn für mich neue Aufgaben entstehen.
lk2	lässt sich schlecht an meine persönliche, individuelle Art der Arbeits erledigung anpassen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	lässt sich gut an meine persönliche, individuelle Art der Arbeits erledigung anpassen.
lk3	lässt sich - im Rahmen ihres Leistungsumfangs - von mir schlecht für unterschiedliche Aufgaben passend einrichten.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	lässt sich – im Rahmen ihres Leistungsumfangs - von mir gut für unterschiedliche Aufgaben passend einrichten.

Abbildung 98: Fragebogen 1

Im Folgenden geht es um die Beurteilung von Softwaresystemen auf Grundlage der Internationalen Norm DIN EN ISO 9241-110.

Bitte beachten Sie:

- z Das Ziel dieser Beurteilung ist es, Schwachstellen bei Softwaresystemen aufzudecken und konkrete Verbesserungsvorschläge zu entwickeln.
- z Um dies zu bewerkstelligen, ist Ihr Urteil als Kenner des Softwaresystems von entscheidender Bedeutung! Grundlage Ihrer Bewertung sind Ihre individuellen Erfahrungen mit dem Software-Programm, das Sie beurteilen möchten.
- z Dabei geht es nicht um eine Beurteilung Ihrer Person, sondern um Ihre persönliche Bewertung der Software mit der Sie arbeiten.

Bitte machen Sie im folgenden Kasten zunächst einige Angaben zu der Software, auf die sich Ihre Beurteilung im Folgenden beziehen wird.

Auf welches Software-Programm bezieht sich Ihre Beurteilung? (Beurteilen Sie bitte lediglich ein Software-Programm!)															
Name der Software	Andasa Cashback Backoffice														
Versionsnummer	21.05.2013														
gegebenenfalls Teilanwendung / Modul	Kampagnenmodul, Content Management, Newsletter Versand, A/B-Test, Recommender														
Wie gut beherrschen Sie die von Ihnen beurteilte Software? (--- = sehr schlecht; +++ = sehr gut)	<table border="1"> <tr> <td>---</td> <td>--</td> <td>-</td> <td>-/+</td> <td>+</td> <td>++</td> <td>+++</td> </tr> <tr> <td>{</td> <td>{</td> <td>{</td> <td>{</td> <td>X</td> <td>{</td> <td>{</td> </tr> </table>	---	--	-	-/+	+	++	+++	{	{	{	{	X	{	{
---	--	-	-/+	+	++	+++									
{	{	{	{	X	{	{									



	Die Software ...	--- -- - -/+ + ++ +++	Die Software ...
aa1	bietet nicht alle Funktionen, um die anfallenden Aufgaben effizient zu bewältigen.	{ { { X { { {	bietet alle Funktionen, um die anfallenden Aufgaben effizient zu bewältigen.
aa2	erfordert überflüssige Eingaben.	{ { X { { { {	erfordert keine überflüssigen Eingaben.
aa3	ist schlecht auf die Anforderungen der Arbeit zugeschnitten.	{ { { { X { {	ist gut auf die Anforderungen der Arbeit zugeschnitten.
sb1	liefert in unzureichendem Maße Informationen darüber, welche Eingaben zulässig oder nötig sind.	{ { { { X { {	liefert in ausreichendem Maße Informationen darüber, welche Eingaben zulässig oder nötig sind.
sb2	bietet auf Verlangen keine situationsspezifischen Erklärungen, die konkret weiterhelfen.	{ { { { X { {	bietet auf Verlangen situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
sb3	bietet von sich aus keine situationsspezifischen Erklärungen, die konkret weiterhelfen.	{ { { X { { {	bietet von sich aus situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
ek1	erschwert die Orientierung durch eine uneinheitliche Gestaltung.	{ { { { X { {	erleichtert die Orientierung durch eine einheitliche Gestaltung.

	Die Software ...	--- -- - -/+ + ++ +++	Die Software ...
ek2	informiert in unzureichendem Maße über das, was es gerade macht.	{ { { { X { {	informiert in ausreichendem Maße über das, was es gerade macht.
ek3	lässt sich nicht durchgehend nach einem einheitlichen Prinzip bedienen.	{ { { { X { {	lässt sich durchgehend nach einem einheitlichen Prinzip bedienen.
lf1	erfordert viel Zeit zum Erlernen.	{ { { X { { {	erfordert wenig Zeit zum Erlernen.
lf2	erfordert, dass man sich viele Details merken muss.	{ { { X { { {	erfordert nicht, dass man sich viele Details merken muss.
lf3	ist schlecht ohne fremde Hilfe oder Handbuch erlernbar.	{ { { { X { {	ist gut ohne fremde Hilfe oder Handbuch erlernbar.
sk1	erzwingt eine unnötig starre Einhaltung von Bearbeitungsschritten.	{ { { { X { {	erzwingt keine unnötig starre Einhaltung von Bearbeitungsschritten.
sk2	ermöglicht keinen leichten Wechsel zwischen einzelnen Menüs oder Masken.	{ { { { { X {	ermöglicht einen leichten Wechsel zwischen einzelnen Menüs oder Masken.



Fragebogen ISONORM 9241/110-S Seite 6 | 6

	Die Software ...	--- -- - -/+ + ++ +++	Die Software ...
sk3	erzwingt unnötige Unterbrechungen der Arbeit.	{ { { { <del>X</del> { {	erzwingt keine unnötigen Unterbrechungen der Arbeit.
ft1	liefert schlecht verständliche Fehlermeldungen.	{ { { { <del>X</del> { {	liefert gut verständliche Fehlermeldungen.
ft2	erfordert bei Fehlern im Großen und Ganzen einen hohen Korrekturaufwand.	{ { { <del>X</del> { { {	erfordert bei Fehlern im Großen und Ganzen einen geringen Korrekturaufwand.
ft3	gibt keine konkreten Hinweise zur Fehlerbehebung.	{ { { <del>X</del> { { {	gibt konkrete Hinweise zur Fehlerbehebung.
lk1	lässt sich schwer erweitern, wenn für mich neue Aufgaben entstehen.	{ { { <del>X</del> { { {	lässt sich leicht erweitern, wenn für mich neue Aufgaben entstehen.
lk2	lässt sich schlecht an meine persönliche, individuelle Art der Arbeits erledigung anpassen.	{ { { <del>X</del> { { {	lässt sich gut an meine persönliche, individuelle Art der Arbeits erledigung anpassen.
lk3	lässt sich - im Rahmen ihres Leistungsumfangs - von mir schlecht für unterschiedliche Aufgaben passend einrichten.	{ { { <del>X</del> { { {	lässt sich - im Rahmen ihres Leistungsumfangs - von mir gut für unterschiedliche Aufgaben passend einrichten.

Ein Fragebogen von [www.selkumu.de](http://www.selkumu.de) **seikumu**

Abbildung 99: Fragebogen 2

Im Folgenden geht es um die Beurteilung von Softwaresystemen auf Grundlage der Internationalen Norm DIN EN ISO 9241-110.

**Bitte beachten Sie:**

- Das Ziel dieser Beurteilung ist es, Schwachstellen bei Softwaresystemen aufzudecken und konkrete Verbesserungsvorschläge zu entwickeln.
- Um dies zu bewerkstelligen, ist Ihr Urteil als Kenner des Softwaresystems von entscheidender Bedeutung! Grundlage Ihrer Bewertung sind Ihre individuellen Erfahrungen mit dem Software-Programm, das Sie beurteilen möchten.
- Dabei geht es nicht um eine Beurteilung Ihrer Person, sondern um Ihre persönliche Bewertung der Software mit der Sie arbeiten.

Bitte machen Sie im folgenden Kasten zunächst einige Angaben zu der Software, auf die sich Ihre Beurteilung im Folgenden beziehen wird.

Auf welches Software-Programm bezieht sich Ihre Beurteilung? (Beurteilen Sie bitte lediglich ein Software-Programm!)							
Name der Software							
Versionsnummer							
gegebenenfalls Teilanwendung / Modul	Kampagnenmodul/Personalisierung/A-B-Testumgebung						
Wie gut beherrschen Sie die von Ihnen beurteilte Software? (--- = sehr schlecht; +++ = sehr gut)	---	--	-	- / +	+	++	+++
	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>



	Die Software ...	--- -- - -/+ + ++ +++	Die Software ...
aa1	bietet nicht alle Funktionen, um die anfallenden Aufgaben effizient zu bewältigen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	bietet alle Funktionen, um die anfallenden Aufgaben effizient zu bewältigen.
aa2	erfordert überflüssige Eingaben.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert keine überflüssigen Eingaben.
aa3	ist schlecht auf die Anforderungen der Arbeit zugeschnitten.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	ist gut auf die Anforderungen der Arbeit zugeschnitten.
sb1	liefert in unzureichendem Maße Informationen darüber, welche Eingaben zulässig oder nötig sind.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	liefert in zureichendem Maße Informationen darüber, welche Eingaben zulässig oder nötig sind.
sb2	bietet auf Verlangen keine situationsspezifischen Erklärungen, die konkret weiterhelfen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	bietet auf Verlangen situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
sb3	bietet von sich aus keine situationsspezifischen Erklärungen, die konkret weiterhelfen.	<input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	bietet von sich aus situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
ek1	erschwert die Orientierung durch eine uneinheitliche Gestaltung.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	erleichtert die Orientierung durch eine einheitliche Gestaltung.

	Die Software ...	--- -- - -/+ + ++ +++	Die Software ...
ek2	informiert in unzureichendem Maße über das, was es gerade macht.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	informiert in ausreichendem Maße über das, was es gerade macht.
ek3	lässt sich nicht durchgehend nach einem einheitlichen Prinzip bedienen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	lässt sich durchgehend nach einem einheitlichen Prinzip bedienen.
lf1	erfordert viel Zeit zum Erlernen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert wenig Zeit zum Erlernen.
lf2	erfordert, dass man sich viele Details merken muss.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert nicht, dass man sich viele Details merken muss.
lf3	ist schlecht ohne fremde Hilfe oder Handbuch erlernbar.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	ist gut ohne fremde Hilfe oder Handbuch erlernbar.
sk1	erzwingt eine unnötig starre Einhaltung von Bearbeitungsschritten.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	erzwingt keine unnötig starre Einhaltung von Bearbeitungsschritten.
sk2	ermöglicht keinen leichten Wechsel zwischen einzelnen Menüs oder Masken.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	ermöglicht einen leichten Wechsel zwischen einzelnen Menüs oder Masken.

	Die Software ...	--- -- - - / + + ++ +++	Die Software ...
sk3	erzwingt unnötige Unterbrechungen der Arbeit.	○ ○ ○ ○ ○ <b>X</b> ○	erzwingt keine unnötigen Unterbrechungen der Arbeit.
ft1	liefert schlecht verständliche Fehlermeldungen.	○ ○ ○ <b>X</b> ○ ○ ○	liefert gut verständliche Fehlermeldungen.
ft2	erfordert bei Fehlern im Großen und Ganzen einen hohen Korrekturaufwand.	○ ○ ○ <b>X</b> ○ ○ ○	erfordert bei Fehlern im Großen und Ganzen einen geringen Korrekturaufwand.
ft3	gibt keine konkreten Hinweise zur Fehlerbehebung.	○ ○ ○ <b>X</b> ○ ○ ○	gibt konkrete Hinweise zur Fehlerbehebung.
lk1	lässt sich schwer erweitern, wenn für mich neue Aufgaben entstehen.	○ ○ ○ ○ <b>X</b> ○ ○	lässt sich leicht erweitern, wenn für mich neue Aufgaben entstehen.
lk2	lässt sich schlecht an meine persönliche, individuelle Art der Arbeits erledigung anpassen.	○ ○ ○ <b>X</b> ○ ○ ○	lässt sich gut an meine persönliche, individuelle Art der Arbeits erledigung anpassen.
lk3	lässt sich - im Rahmen ihres Leistungsumfangs - von mir schlecht für unterschiedliche Aufgaben passend einrichten.	○ ○ ○ <b>X</b> ○ ○ ○	lässt sich - im Rahmen ihres Leistungsumfangs - von mir gut für unterschiedliche Aufgaben passend einrichten.

Im Folgenden geht es um die Beurteilung von Softwaresystemen auf Grundlage der Internationalen Norm DIN EN ISO 9241-110.

**Bitte beachten Sie:**

- Das Ziel dieser Beurteilung ist es, Schwachstellen bei Softwaresystemen aufzudecken und konkrete Verbesserungsvorschläge zu entwickeln.
- Um dies zu bewerkstelligen, ist Ihr Urteil als Kenner des Softwaresystems von entscheidender Bedeutung! Grundlage Ihrer Bewertung sind Ihre individuellen Erfahrungen mit dem Software-Programm, das Sie beurteilen möchten.
- Dabei geht es nicht um eine Beurteilung Ihrer Person, sondern um Ihre persönliche Bewertung der Software mit der Sie arbeiten.

Bitte machen Sie im folgenden Kasten zunächst einige Angaben zu der Software, auf die sich Ihre Beurteilung im Folgenden beziehen wird.

Auf welches Software-Programm bezieht sich Ihre Beurteilung? (Beurteilen Sie bitte lediglich ein Software-Programm!)															
Name der Software	Andara Cashback Backoffice														
Versionsnummer	17.05.2013														
gegebenenfalls Teilanwendung / Modul	Kampagnenmodul, Content Management, Newsletter Versand, A/B-Test, Recommender														
Wie gut beherrschen Sie die von Ihnen beurteilte Software? (--- = sehr schlecht; +++ = sehr gut)	<table border="1"> <tr> <td>---</td> <td>--</td> <td>-</td> <td>-/+</td> <td>+</td> <td>++</td> <td>+++</td> </tr> <tr> <td><input type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> <td><input checked="" type="radio"/></td> <td><input type="radio"/></td> </tr> </table>	---	--	-	-/+	+	++	+++	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
---	--	-	-/+	+	++	+++									
<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>									



	Die Software ...	--- -- - -/+ + ++ +++	Die Software ...
aa1	bietet nicht alle Funktionen, um die anfallenden Aufgaben effizient zu bewältigen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	bietet alle Funktionen, um die anfallenden Aufgaben effizient zu bewältigen.
aa2	erfordert überflüssige Eingaben.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	erfordert keine überflüssigen Eingaben.
aa3	ist schlecht auf die Anforderungen der Arbeit zugeschnitten.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	ist gut auf die Anforderungen der Arbeit zugeschnitten.
sb1	liefert in unzureichendem Maße Informationen darüber, welche Eingaben zulässig oder nötig sind.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	liefert in zureichendem Maße Informationen darüber, welche Eingaben zulässig oder nötig sind.
sb2	bietet auf Verlangen keine situationsspezifischen Erklärungen, die konkret weiterhelfen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	bietet auf Verlangen situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
sb3	bietet von sich aus keine situationsspezifischen Erklärungen, die konkret weiterhelfen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	bietet von sich aus situationsspezifische Erklärungen, die konkret weiterhelfen.
ek1	erschwert die Orientierung durch eine uneinheitliche Gestaltung.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	erleichtert die Orientierung durch eine einheitliche Gestaltung.

	Die Software ...	--- -- - -/+ + ++ +++	Die Software ...
ek2	informiert in unzureichendem Maße über das, was es gerade macht.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	informiert in ausreichendem Maße über das, was es gerade macht.
ek3	lässt sich nicht durchgehend nach einem einheitlichen Prinzip bedienen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	lässt sich durchgehend nach einem einheitlichen Prinzip bedienen.
lf1	erfordert viel Zeit zum Erlernen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert wenig Zeit zum Erlernen.
lf2	erfordert, dass man sich viele Details merken muss.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert nicht, dass man sich viele Details merken muss.
lf3	ist schlecht ohne fremde Hilfe oder Handbuch erlernbar.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/>	ist gut ohne fremde Hilfe oder Handbuch erlernbar.
sk1	erzwingt eine unnötig starre Einhaltung von Bearbeitungsschritten.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	erzwingt keine unnötig starre Einhaltung von Bearbeitungsschritten.
sk2	ermöglicht keinen leichten Wechsel zwischen einzelnen Menüs oder Masken.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	ermöglicht einen leichten Wechsel zwischen einzelnen Menüs oder Masken.



	Die Software ...	--- -- - -/+ + ++ +++	Die Software ...
sk3	erzwingt unnötige Unterbrechungen der Arbeit.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	erzwingt keine unnötigen Unterbrechungen der Arbeit.
ft1	liefert schlecht verständliche Fehlermeldungen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	liefert gut verständliche Fehlermeldungen.
ft2	erfordert bei Fehlern im Großen und Ganzen einen hohen Korrekturaufwand.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	erfordert bei Fehlern im Großen und Ganzen einen geringen Korrekturaufwand.
ft3	gibt keine konkreten Hinweise zur Fehlerbehebung.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	gibt konkrete Hinweise zur Fehlerbehebung.
lk1	lässt sich schwer erweitern, wenn für mich neue Aufgaben entstehen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/> <input type="radio"/>	lässt sich leicht erweitern, wenn für mich neue Aufgaben entstehen.
lk2	lässt sich schlecht an meine persönliche, individuelle Art der Arbeitserledigung anpassen.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	lässt sich gut an meine persönliche, individuelle Art der Arbeitserledigung anpassen.
lk3	lässt sich - im Rahmen ihres Leistungsumfangs - von mir schlecht für unterschiedliche Aufgaben passend einrichten.	<input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input checked="" type="radio"/>	lässt sich - im Rahmen ihres Leistungsumfangs - von mir gut für unterschiedliche Aufgaben passend einrichten.

Abbildung 101: Fragebogen 4

## 6.2 Anhang B Zeitreihenanalyse

Innere Verfahren zur Zeitreihenanalyse sind im Prinzip Regressionsverfahren, die die zukünftigen Werte einer Zeitreihe allein auf Basis der Zeit und früherer Werte der Zeitreihe vorhersagen.<sup>1050</sup>

### 6.2.1 Klassische Komponentenmodelle

Zeitreihen im ökonomischen Bereich sind oft „nicht-stationär“, d.h. sie unterliegen langfristigen Veränderungen oder Wiederholungen (z.B. in Form einer Saisonfigur.) Für diese Zeitreihen wurde das klassische Komponenten-Modell entwickelt.<sup>1051</sup>

Die Komponenten sind *Trend*, *Zyklus* (in der Ökonomie auch als *Konjunktur* bezeichnet), *Saison* und *Rest*. Der Trend ist dabei eine langfristige systematische Änderung des mittleren Niveaus, die Konjunktur eine langfristige (meist mehrjährige), nicht unbedingt systematische Schwankung, die Saison eine wiederkehrende jahreszeitliche Schwankung, während der Rest alle übrigen Einflüsse umfasst. Beim additiven Modell wird angenommen, dass sich diese (additiv) überlagern. Dann ergibt sich die formale Beschreibung in Formel (20). Bei der multiplikativen Überlagerung werden die Schwankungen mit dem Niveau der Zeitreihe größer. Wenn sich Trend und Konjunktur nicht trennen lassen, werden sie zur „glatten Komponente“ zusammengefasst<sup>1052</sup>:

$$Reihe = \underbrace{Trend + Konjunktur}_{\text{glatte Komponente}} + Saison + Rest \quad (20)$$

Zur Modellierung der Komponenten werden beim klassischen Komponentenmodell meist zwei verschiedene Ansätze verwendet: Bei globalen Komponentenmodell wird für die gesamte Reihe ein Regressionsmodell unterstellt, dessen Parameter geschätzt werden, während beim lokalen Komponentenmodell dies nur stückweise angenommen wird und die Komponenten durch sogenannte Filter ermittelt werden.<sup>1053</sup>

Eine Trendbestimmung kann z.B. mittels linearer oder nichtlinearer Regression erfolgen, wichtige Filter sind gleitende Durchschnitte oder die exponentielle Glättung.<sup>1054</sup>

---

<sup>1050</sup> (von der Lippe, 1993 S. 396f)

<sup>1051</sup> (Schlittgen, et al., 2001 S. 9)

<sup>1052</sup> Vgl. (Schira, 2009 S. 133), (Schlittgen, et al., 2001 S. 9).

<sup>1053</sup> (Schlittgen, et al., 2001 S. 12)

<sup>1054</sup> (Schlittgen, et al., 2001 S. 35ff)



## 6.2.2 Stochastische Prozesse

Im Gegensatz zur klassischen Methode, bei der ein zugrundeliegendes Modell mit den (ökonomisch motivierten) Komponenten angenommen wird und zufällige Abweichungen sich nur im Fehlerterm widerspiegeln, geht man hier grundsätzlich von einem Zufallsprozess aus, durch den die Zeitreihe realisiert wird.

Voraussetzung für statistische Inferenz auf Basis von Zeitreihen ist, dass Erwartungswert, Varianz und Kovarianzen zwischen Elementen einer Reihe keine Zeitabhängigkeit aufweisen, also die betrachteten Zeitreihen in diesem Sinne stationär sind (schwache Stationarität).<sup>1055</sup> Oft ist dies nicht der Fall, z.B. aufgrund eines zugrunde liegenden Trends – in diesen Fällen muss die Zeitreihe zuerst um diesen bereinigt werden. Bei nicht vorhandener Varianzstationarität kann diese über Differenzbildung erreicht werden.

ARIMA<sup>1056</sup>- (Auto Regressive Integrated Moving Average) Prozesse haben in der Zeitreihenanalyse eine besondere Bedeutung erlangt. Diese bestehen aus drei Teilen: Autoregressive Prozesse sagen mit Hilfe eines früheren Prozesses den Prozess selbst vorher. Die Ordnung  $p$  eines autoregressiven Prozesses  $AR(p)$  gibt dabei an, wie viele frühere Prozesse zur Vorhersage herangezogen werden. Moving Average Prozesse sind gewichtete Mittelungen der Zufallseinflüsse. Die Ordnung  $q$  eines Moving Average Prozesses  $MA(q)$  gibt dabei an, wie viele frühere Zufallseinflüsse in die Berechnung einbezogen werden. AR und MA Modelle lassen sich prüfen, indem ihre berechneten Werte von den empirischen Werten der Zeitreihe abgezogen werden. Die entstehenden Residuen müssen dann einen reinen Zufallscharakter haben (White Noise). Der Dritte Teil Integrated<sup>1057</sup> steht für eine geeignete Differenzbildung mit der erreicht wird, dass man aus einem beliebigen nichtstationären Prozess einen stationären Prozess erhält. In einem  $ARIMA(p, d, q)$ -Modell steht  $d$  für den Grad der Differenzbildung.<sup>1058</sup>

Besondere Verbreitung haben die ARIMA-Modelle durch die Box-Jenkins-Methode<sup>1059</sup> zur Modellanpassung gefunden. Dabei handelt es sich um einen dreistufigen iterativen Prozess, siehe z.B. (Thome, 1994) mit den Schritten:

1. Identifikation - Modellauswahl (Stationarität herstellen, Saisonalität beseitigen, AR und MA auswählen)
2. Schätzung der Parameter (Berechnung) z.B. mit Maximum Likelihood oder nicht-linearer kleinste-Quadrate-Methode
3. Diagnose - Modellprüfung: Residuen unabhängig voneinander? Erwartungswert und Varianz konstant? Wenn Ergebnis unzureichend, zurück zu Schritt 1
4. Anwendung des Modells zur Prognose

---

<sup>1055</sup> (Kirchgässer, et al., 2006 S. 2)

<sup>1056</sup> Vgl. (Bell, et al., 2000).

<sup>1057</sup> Die Bezeichnung „Integrated“ resultiert daraus, dass sich die Originalzeitreihe durch Summierung („Integration“) aus der Differenzzeitreihe errechnen lässt (Hussy, et al., 2005).

<sup>1058</sup> (Hussy, et al., 2005)

<sup>1059</sup> Vgl. (Box, et al., 1970).

---

Grundsätzlich sind alle aufgeführten Verfahren unterschiedliche rekursive Ansätze (Box-Jenkins<sup>1060</sup>, Kalman) zur Berechnung zukünftiger Werte als Linearkombinationen historischer Daten unter Verwendung der Methode der kleinsten Quadrate zur Fehlerminimierung.<sup>1061</sup>

Ein weiteres oft verwendetes Verfahren ist das Kalman Filter (KF). Dabei handelt es sich um einen optimalen, rekursiven Algorithmus zur Datenverarbeitung, der neue Schätzungen zukünftiger Werte ausschließlich aufgrund der unmittelbar vorherigen Schätzung und der aktuellen Messung erzeugt (sofern Rechen- oder Speicherkapazität begrenzt sind, stellt diese Eigenschaft einen großen Vorteil dar), wobei die Fehler mit der Methode der kleinsten Quadrate minimiert werden.<sup>1062</sup>

Kalman-Filter sind optimal für alle Probleme, welche sich durch ein lineares Modell beschreiben lassen, bei dem die Wahrscheinlichkeitsdichte des Messungs- und System-Rauschens Gauß-verteilt sind und es sich um weißes Rauschen handelt. Für diesen Fall berechnet das Kalman-Filter die optimale Schätzung, weil alle sinnvollen Schätz-Optionen (Mittelwert, Medianwert, Modalwert,) für diesen Fall deckungsgleich sind.<sup>1063</sup>

### 6.2.3 Fourier-Analyse-Methoden (Spektralanalyse)

Eine häufige Fragestellung der Zeitreihenanalyse ist das Aufdecken von Periodizitäten in Zeitreihen. Einen Ansatz dafür liefert die Analyse im Frequenzbereich (Spektralanalyse). Ein Werkzeug ist dabei das Periodogramm (Spektrogramm) zur Darstellung des Stichproben-Spektrums (auch: Leistungsdichte-Spektrum: PSD für Power Spectral Density; PDS für Power Density Spectrum). Die Berechnung erfolgt mittels diskreter Fourier-Transformation (DFT), in der Regel als FFT – Fast Fourier Transformation.

Das Periodogramm ist eine Funktion  $I(\lambda)$  der Frequenz  $\lambda$  und gibt für jede Frequenz an, mit welcher Intensität harmonische Wellen dieser Frequenz in der Ausgangszeitreihe vorkommen.<sup>1064</sup>

$$I(\lambda) = n(C(\lambda)^2 + S(\lambda)^2), \quad I\left(\frac{k}{n}\right) = \frac{n}{4}(A_k^2 + B_k^2),$$

$$k = 1, \dots, \left[\frac{n-1}{2}\right]$$

$$I(\lambda) = \frac{1}{n} \left( \left( \sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y}) \cos(2\pi\lambda t) \right)^2 + \left( \sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y}) \sin(2\pi\lambda t) \right)^2 \right) \quad (21)$$

<sup>1060</sup> Vgl. (Hüttner, 1986 S. 131ff).

<sup>1061</sup> (Schlittgen, et al., 2001 S. 213f), nach (Priestley, 1979)

<sup>1062</sup> (Baumann; Maybeck, 1979 S. 3ff)

<sup>1063</sup> (Maybeck, 1979 S. 5ff)

<sup>1064</sup> (Englert, 2009 S. 20)

Ob Peaks im Periodogramm tatsächlichen periodischen Erscheinungen entsprechen, muss durch Untersuchungen der zugrundeliegenden stochastischen Prozesse ermittelt werden.<sup>1065</sup>

Das Periodogramm<sup>1066</sup> ist ein nicht konsistenter Schätzer (eine Vergrößerung des Stichprobenumfangs führt nicht zu einer Annäherung des Schätzwertes an den wahren Wert des zu schätzenden Parameters) für die Spektraldichte eines Signals, die Varianz des Schätzers bleibt in der gleichen Größenordnung wie der Erwartungswert, unabhängig von der Zeitreihenlänge.<sup>1067</sup> Mehr Messungen im gleichen Zeitraum bedeuten, dass mehr Spektralanteile erfasst werden. Bei gleichbleibender Abtastrate und längerem Abtastzeitraum werden mehr gleich ungenaue Werte erfasst, ihre Varianz nimmt demzufolge nicht ab.<sup>1068</sup>

Um diesem Problem zu begegnen, kann man die Zeitreihe in mehrere ( $m$ ) Intervalle zerlegen und mehrere Periodogramme erzeugen. Der daraus resultierende Mittelwert ist um  $\sqrt[2]{m}$  besser als der Einzelwert. Ein Nachteil dieser Methode ist, dass sich entsprechend weniger tiefe Frequenzen erfassen lassen (Perioden  $2 \dots N/m$  statt  $1 \dots N$ ).<sup>1069</sup>

Voraussetzung für die Erkennung zyklischen Verhaltens ist eine die Bereinigung um die glatte Komponente im Vorfeld der Spektralanalyse (Konditionierung). Dafür gibt es zahlreiche Möglichkeiten, z.B. mittels Hochpassfiltern, indem die glatte Komponente über eine Funktion oder Splines optimal angepasst und abgezogen wird oder indem anstelle der Ausgangsreihe die Reihe ihrer lokalen Differenzen betrachtet wird.<sup>1070</sup>

Damit eine Schwingung im Periodogramm abgebildet werden kann, müssen mindestens zwei Messpunkte pro Periode in der Zeitreihe vorhanden sein. Liegt die Frequenz höher, wird die Schwingung zwar registriert, aber ihre Frequenz fehlgedeutet (für Perioden zwischen 1 und  $N$ ). Dieser Effekt der Fourier-Zerlegung wird als Aliasing bezeichnet. Um ihn zu vermeiden, müssen die höher-frequenten Anteile vorher herausgefiltert und die anschließend durch die Transformation erzeugten hohen Spektralbereiche wieder zurückgefaltet werden. Liegt die Frequenz noch höher (Periode  $< 1$ ), dann wird die Schwingung nicht mehr explizit sichtbar, sondern als eine Schwingung mit einer anderen Periode fehlinterpretiert. Eine Strategie zur Vermeidung dieses Effekts ist die Verwendung von Mittelwerten, um hohe Frequenzen herauszufiltern. Die Frequenz, die die noch aufgelösten von den unaufgelösten Schwingungen trennt, heißt Nyquist-

---

<sup>1065</sup> (Hüftle, 2006 S. 8; Meyer, 2011 S. 182ff)

<sup>1066</sup> (Schuster, 1898 S. 31ff)

<sup>1067</sup> Vgl. (Schlittgen, et al., 2001 S. 382), (Hartung, et al., 2005 S. 711).

<sup>1068</sup> (Grieser, 2000)

<sup>1069</sup> (Grieser, 2000)

<sup>1070</sup> Ebenda.

Frequenz (FN). Wenn man eine Zeitreihe als gesampelten kontinuierlichen Prozess betrachtet, dann ist  $FN = \frac{1}{2} F_{\text{Sample}}$ .<sup>1071</sup>

Der endliche Ausschnitt der betrachteten Zeitreihe kann als Multiplikation der unendlichen Realisierung des Prozesses mit einem Datenfenster interpretiert werden. Dieses Datenfenster hat dann den Wert eins im Untersuchungszeitraum und sonst den Wert null. Die DFT berechnet aber nicht das Spektrum des Signals im betrachteten Zeitfenster, sondern das Spektrum von dessen periodischer Fortsetzung ins Unendliche.<sup>1072</sup> Dadurch entstehen Perioden „an den Rändern“ des Fensters, die nicht in der Messreihe enthalten sind. Dieser Effekt wird als Leakage bezeichnet (die Varianz bestimmter Frequenzen fließt durch ein „Leck“ zu anderen Frequenzen). Diesem Problem kann entgegengewirkt werden, indem man ein Fenster verwendet, welches an den Rändern sanft gegen null geht, und dieses einfach mit der Zeitreihe multipliziert. Diese Fensterfunktionen werden als Taper bezeichnet (z.B. Bell-Taper, Welch Taper,...).<sup>1073</sup>

Zu berücksichtigen ist auch, dass die Varianzen von Schwingungen mit Frequenzen zwischen zwei Stützstellen auf die benachbarten Stützstellen verteilt werden. Aus diesem Grund ist es oft besser, ein geglättetes Spektrum zu betrachten (insbesondere, wenn nicht einzelne Peaks, sondern die grundsätzliche Form des Spektrums von Interesse ist). Dafür finden Spektralglätter Verwendung. Von Bedeutung sind dabei z.B. der Hanning- und der Daniell-Glätter. Der Hanning-Glätter berücksichtigt die beiden unmittelbaren Nachbarn einer Stützstelle, während der Daniell-Glätter eine beliebige Breite haben kann.<sup>1074</sup>

Eine hohe Sampling-Frequenz und Zeitreihenlänge ist von Vorteil, um genügend Reserven für Frequenzfilterung, Subintervalle und Mittelwertbildung zu haben.

---

<sup>1071</sup> Ebenda.

<sup>1072</sup> (Meyer, 2011 S. 170)

<sup>1073</sup> (Grieser, 2000)

<sup>1074</sup> Ebenda.

---

## **6.3 Anhang C Daten und Programme**

### **6.3.1 Technische Daten**

#### **6.3.1.1 Data Warehouse / Data Mining Server**

##### *Hardware*

Intel Xeon L5530, 4 Kerne, 2,4 GHz  
20 GB RAM  
160 GB HDD

##### *Software*

Win2008 Server (x64) Sp1  
MS SQL Server 2008 (x86)  
MSSQL Standard-Installation von MSSQL DB + Analysis + Reporting Services  
MicroStrategy Demo BI-System für OLAP + Reporting Funktionalität  
R 2.13.0 (64 bit)  
R-Bibliothek RODBC 1.3-2  
ODBC DSN für SQL-Server festgelegt auf 'AnalysisData'

---

---

## 6.3.2 Programm- und Skriptcodes

### 6.3.2.1 R- Skripte

#### i. R-Skript zur Selektion der Daten und zur Clusterbildung

```
# Skript zur Untersuchung in welche Shops in welcher Häufigkeit
gilt,
# Kunde kaufte sowohl in Shop A als auch in Shop B
# September 2011

# Löschen des workspace
rm(list=ls())

# load ODBC library
library(RODBC)

# öffnen einer odbc connection und speichern in channel
channel <- odbcConnect("AnalysisData")

# Abfrage einer Shopliste von der Datenbank
ShopList <- sqlQuery(channel, "SELECT s.ShopID FROM
SmSh082011.dbo.Shops s")
ShopList <- unlist(ShopList, use.names = FALSE)

# Abfrage einer Kundenliste von der Datenbank
AccountList <- sqlQuery(channel, "SELECT a.AccountID FROM
SmSh082011.dbo.Accounts a")
AccountList <- unlist(AccountList, use.names = FALSE)

#ShopCluster mit nullen anlegen
ShopCluster<-array(0,dim=c(length(ShopList),length(ShopList)))

# Schleife über alle Accounts
for(i in 1:length(AccountList))
{
# Abfrage einer Buchungsliste von der Datenbank
Account <- AccountList[i]

# Abfrage der genutzten Shops eines einzelnen Accounts
AccountShopList <- sqlQuery(channel, paste("SELECT p.ShopID FROM
SmSh082011.dbo.Programs p , SmSh082011.dbo.Transactions t,
SmSh082011.dbo.Bookings b WHERE b.AccountID= '",Account,"' AND
b.BookingID = t.BookingID AND t.ProgramID =
p.ProgramID",sep=""))
AccountShopList <- unlist(AccountShopList, use.names = FALSE)

# löschen aller doppelten Einträge um Mehrfachnennung von
Permutationen zu vermeiden
AccountShopList <- unique(AccountShopList)
```

---

---

```

# sortieren damit nur die obere Hälfte des Arrays besetzt wird
(es ist egal ob zuerst in A und dann in B oder erst in B und
dann in A gekaufte wurde)
AccountShopList <- sort(AccountShopList)

# doppelte while Schleife um alle zweier Permutationen der
Einträge AccountShopList zu generieren
j<-1
while (j<length(AccountShopList))
  {IndexShop1<- which(ShopList==AccountShopList[j])
   k<-j+1
   while (k<=length(AccountShopList))
     {IndexShop2<- which(ShopList==AccountShopList[k])
# für jede gefunden Permutation wird Wert in Shopcluster um 1
erhöht
     ShopCluster[IndexShop1,IndexShop2]<-
ShopCluster[IndexShop1,IndexShop2]+1
     k<-k+1}
   j<-j+1
  }
}
# ShopCluster der Größe nach absteigend sortieren
temp<-sort(ShopCluster, decreasing=TRUE)
# Ausfall der zehn größten Einträge
BestShops<-temp[1:20]
# Schleife zur Bestimmung der Indizes und darauffolgender der
ShopIDs und Namen
for (i in 1:20)
{
IndexBestShops<- which(ShopCluster==BestShops[i],arr.ind=TRUE)
ShopA <- sqlQuery(channel, paste("SELECT s.Name FROM
SmSh082011.dbo.Shops s WHERE s.ShopID=
'",ShopList[IndexBestShops[1]],"'"))
ShopB <- sqlQuery(channel, paste("SELECT s.Name FROM
SmSh082011.dbo.Shops s WHERE s.ShopID=
'",ShopList[IndexBestShops[2]],"'"))
print(i)
print(ShopA)
print(ShopB)
}
# mögliche Erweiterung durch Normierung der Shoptransaktion
# Normierung mit der Gesamtanzahl der Transaktionen pro Shop

```

## ii. R-Skript für Selektion der Daten und Missbrauchs-Merkmalsermittlung

```

# load ODBC library
library(RODBC)
# create an odbc connection and save the connection in ch
# to get some information on a function but a ? in front of it
# e.g. ?odbcConnect
ch <- odbcConnect("Andasa", uid="adicash", pwd="adicash")
# Query the andasa database and save the result in
account2amountBooking
# account2amountBooking is a dataframe

```

---

---

```

# the query selects the AccountID (Person), Revenue (How much
was spend on this order), ProgramName (In which Shop?)
account2amountBooking <- sqlQuery(ch, "SELECT b.AccountID,
t.Revenue, t.ProgramName, s.Name as ShopName FROM
adicash.dbo.Transactions t, adicash.dbo.Bookings b,
adicash.dbo.Accounts a, adicash.dbo.Programs p,
adicash.dbo.Shops s WHERE t.BookingID = b.BookingID AND
t.ProgramID = p.ProgramID AND p.ShopID = s.ShopID AND
a.AccountID = b.AccountID AND a.IsBlacklisted = 0 AND t.Revenue
is not null and t.revenue < 2000 and t.revenue > 0")
account2amountBookingWithBlacklisted <- sqlQuery(ch, "SELECT
b.AccountID, t.Revenue, t.ProgramName, s.Name as ShopName,
a.IsBlacklisted, a.Created, t.EventTime FROM
adicash.dbo.Transactions t, adicash.dbo.Bookings b,
adicash.dbo.Accounts a, adicash.dbo.Programs p,
adicash.dbo.Shops s WHERE t.BookingID = b.BookingID AND
t.ProgramID = p.ProgramID AND p.ShopID = s.ShopID AND
a.AccountID = b.AccountID AND t.Revenue is not null")
# extract all transactions which can be marked as fraud
fraudDetected <- subset(account2amountBookingWithBlacklisted,
(IsBlacklisted == 1))
# fraudDetected <- account2amountBookingWithBlacklisted
statsAboutFraud <- cbind(
  aggregate(fraudDetected$Revenue,
by=list(AccountID=fraudDetected$AccountID), FUN=length),
  totalSpend=aggregate(fraudDetected$Revenue,
by=list(AccountID=fraudDetected$AccountID), FUN=sum)$x,
  meanSpend=aggregate(fraudDetected$Revenue,
by=list(AccountID=fraudDetected$AccountID), FUN=mean)$x,
  firstSpend=aggregate(fraudDetected$EventTime,
by=list(AccountID=fraudDetected$AccountID), FUN=min)$x,
  lastSpend=aggregate(fraudDetected$EventTime,
by=list(AccountID=fraudDetected$AccountID), FUN=max)$x
)
statsAboutFraud <- cbind(statsAboutFraud,
timeNeededToSpend=statsAboutFraud$lastSpend-
statsAboutFraud$firstSpend)
statsAboutFraud <- cbind(statsAboutFraud,
transactionPerSecond=statsAboutFraud$timeNeededToSpend/statsAbou
tFraud$x)

fraudNotDetected <- subset(account2amountBookingWithBlacklisted,
(IsBlacklisted == 0))

statsAboutNonFraud <- cbind(
  aggregate(fraudNotDetected$Revenue,
by=list(AccountID=fraudNotDetected$AccountID), FUN=length),
  totalSpend=aggregate(fraudNotDetected$Revenue,
by=list(AccountID=fraudNotDetected$AccountID), FUN=sum)$x,
  meanSpend=aggregate(fraudNotDetected$Revenue,
by=list(AccountID=fraudNotDetected$AccountID), FUN=mean)$x,
  firstSpend=aggregate(fraudNotDetected$EventTime,
by=list(AccountID=fraudNotDetected$AccountID), FUN=min)$x,

```

---



---

```

    lastSpend=aggregate(fraudNotDetected$EventTime,
by=list(AccountID=fraudNotDetected$AccountID), FUN=max)$x
)
statsAboutNonFraud <- cbind(statsAboutNonFraud,
timeNeededToSpend=statsAboutNonFraud$lastSpend-
statsAboutNonFraud$firstSpend)
statsAboutNonFraud <- cbind(statsAboutNonFraud,
transactionPerSecond=statsAboutNonFraud$timeNeededToSpend/statsA
boutNonFraud$x)

# see 30 best customers of non fraud
statsAboutNonFraud[order(statsAboutNonFraud$totalSpend,
decreasing=TRUE),][1:30,]

# Make t.test if blacklisted people make more transactions
overall
t.test(statsAboutFraud$x, statsAboutNonFraud$x)

mean(statsAboutFraud$totalSpend)
mean(statsAboutNonFraud$totalSpend)
# Make t.test if blacklisted people spend more money on
platform:
t.test(statsAboutFraud$totalSpend,
statsAboutNonFraud$totalSpend)

# Make t.test if blacklisted people make more transactions in
less time
t.test(statsAboutFraud$transactionPerSecond,
statsAboutNonFraud$transactionPerSecond)

# Make t.test if blacklisted people make higher transactions
t.test(fraudDetected$Revenue, fraudNotDetected$Revenue)
# normal accounts

# To see some of the things e.g. the first 10 rows which are in
account2amountBooking use:
# account2amountBooking[1:10,]
# Create a histogram with the title "Wie viel ...", xlabel =
"Ausgabe in EUR", ylab = H?ufigkeit
# it will have 1000 bars to smooth it more change breaks from
1000 to 100
hist(account2amountBooking$Revenue, breaks=1000, main =
paste("Wie viel wird pro Transaktion durchschnittlich
ausgegeben?"), xlab=paste("Ausgabe in EUR"),
ylab=paste("H?ufigkeit"))
# What is the average spending based on the whole data?
mean(account2amountBooking$Revenue)
# Get all the amazon entries filter the account3amountBooking by
the ProgramName
amazon <- subset(account2amountBooking, (ShopName == "Axxxxx
(bis 1000 EUR Warenwert)"))
# What is the average spending on amazon
mean(amazon$Revenue)

```

---

---

```
# get the standard deviation (standard abweichung)
sd(amazon$Revenue)
# Get a histogramm
hist(amazon$Revenue, breaks=1000, main = paste("Wie viel wird
bei Amazon pro Transaktion durchschnittlich ausgegeben?"),
xlab=paste("Ausgabe in EUR"), ylab=paste("Häufigkeit"))
# Get all the ebay.de entries
ebay <- subset(account2amountBooking, (ShopName == "eBay BETA
DE"))
# What is the average spending on ebay
mean(ebay$Revenue)
hist(ebay$Revenue, breaks=1000, main = paste("Wie viel wird bei
Ebay pro Transaktion durchschnittlich ausgegeben?"),
xlab=paste("Ausgabe in EUR"), ylab=paste("Häufigkeit"))
# Get all neckermann entries
neckermann <- subset(account2amountBooking, (ShopName ==
"Neckermann"))
mean(neckermann$Revenue)
hist(neckermann$Revenue, breaks=1000, main = paste("Wie viel
wird bei Neckermann.de pro Transaktion durchschnittlich
ausgegeben?"), xlab=paste("Ausgabe in EUR"),
ylab=paste("Häufigkeit"))
# Get all zoo plus entriey
zooplus <- subset(account2amountBooking, (ProgramName ==
"Zooplus"))
mean(zooplus$Revenue)
hist(zooplus$Revenue, breaks=1000, main = paste("Wie viel wird
bei Zooplus pro Transaktion durchschnittlich ausgegeben?"),
xlab=paste("Ausgabe in EUR"), ylab=paste("Häufigkeit"))
hist(groupon$Revenue, breaks=1000, main = paste("Wie viel wird
bei Groupon pro Transaktion durchschnittlich ausgegeben?"),
xlab=paste("Ausgabe in EUR"), ylab=paste("Häufigkeit"))
mean(groupon$Revenue)
hist(groupon$Revenue, breaks=1000, main = paste("Wie viel wird
bei Groupon pro Transaktion durchschnittlich ausgegeben?"),
xlab=paste("Ausgabe in EUR"), ylab=paste("Häufigkeit"))
schlecker <- subset(account2amountBooking, (ProgramName ==
"SCHLECKER.com"))
mean(schlecker$Revenue)
hist(schlecker$Revenue, breaks=1000, main = paste("Wie viel
wird bei Schlecker pro Transaktion durchschnittlich
ausgegeben?"), xlab=paste("Ausgabe in EUR"),
ylab=paste("Häufigkeit"))
ottoDE <- subset(account2amountBooking, (ProgramName == "OTTO
DE"))
mean(ottoDE$Revenue)
hist(ottoDE$Revenue, breaks=1000, main = paste("Wie viel wird
bei otto.de pro Transaktion durchschnittlich ausgegeben?"),
xlab=paste("Ausgabe in EUR"), ylab=paste("Häufigkeit"))
conrad <- subset(account2amountBooking, (ProgramName == "Conrad
Electronic DE"))
mean(conrad$Revenue)
```

---

---

```

hist(conrad$Revenue, breaks=1000, main = paste("Wie viel wird
bei Conrad Electronic DE pro Transaktion durchschnittlich
ausgegeben?"), xlab=paste("Ausgabe in EUR"),
ylab=paste("H?ufigkeit"))
# get a list wich assigns the AccountID to the transaction count
customerTransactionCount <-
aggregate(account2amountBooking$Revenue,
by=list(Category=account2amountBooking$AccountID), FUN=length)
mean(customerTransactionCount)
hist(customerTransactionCount$x, breaks=1000)
# create the sum for every customer
customerSpending <- aggregate(account2amountBooking$Revenue,
by=list(Category=account2amountBooking$AccountID), FUN=sum)
# the mean of the spending of a customer
mean(customerSpending$x)
# histogramm how much the customers are spending
hist(customerSpending$x, breaks=1000, main=paste("Wie viel gibt
ein Kunde in allen Programm aus?"), xlab="Umsatz eines Kunden in
EUR")
# oder the customers by there revenue
orderedSpending <- customerSpending[order(customerSpending$x,
decreasing=TRUE),]
# show the top ten customers
orderedSpending[1:10,]
# get the transactions for the best customer
bestCustomerTransactions <- subset(account2amountBooking,
(AccountID == orderedSpending[1,1]))
# get the transactions by program names
transactionCountToProgramName <-
aggregate(account2amountBooking$Revenue,
by=list(Category=account2amountBooking$ProgramName), FUN=length)
# get the 20 best Programs
best30Programs <-
transactionCountToProgramName[order(transactionCountToProgramName$x,
decreasing=TRUE),][1:30,]
best30Programs
# plot the first 30 programs by transaction count
plot(best30Programs$x, type = 'l')
transactionRevenueToProgramName <-
aggregate(account2amountBooking$Revenue,
by=list(Category=account2amountBooking$ProgramName), FUN=sum)
hist(transactionRevenueToProgramName$x, breaks=1000, main="Wie
viel Umsatz macht ein Programm?", xlab="Umsatz in EUR")
best30ProgramsRevenue <-
transactionRevenueToProgramName[order(transactionRevenueToProgramName$x,
decreasing=TRUE),][1:30,]
best30ProgramsRevenue
customerProgramsRevenue <-
aggregate(account2amountBooking$Revenue,
by=list(AccountID=account2amountBooking$AccountID,
ProgramName=account2amountBooking$ProgramName), FUN=sum)
mean(customerProgramsRevenue$x)

```

---

---

```

hist(customerProgramsRevenue$x, breaks=1000, main = paste("Wie
viel gibt ein Kunde durchschnittlich in einem Program aus"))?
# An bei wie vielen Programmen hat ein Kunde gekauft?
customerProgramsCount <-
aggregate(account2amountBooking$ProgramName,
by=list(AccountID=account2amountBooking$AccountID), FUN=length)
hist(customerProgramsCount$x,breaks=1000,main=paste("An wie
vielen Programmen nimmt ein User durchschnittlich teil?"))
mean(customerProgramsCount$x)
sd(customerProgramsCount$x)
averageSpendingInStore <-
aggregate(account2amountBooking$Revenue,
by=list(Category=account2amountBooking$Name), FUN=ShopName)
transactionCountToShopName <-
aggregate(account2amountBooking$Revenue,
by=list(Category=account2amountBooking$ShopName), FUN=length)
# get the 30 best Shops
best30Shops <-
transactionCountToShopName[order(transactionCountToShopName$x,
decreasing=TRUE),][1:30,]
best30Shops

```

### iii. R-Protokolle Tests Missbrauch

```

# Make t.test if blacklisted people make more transactions
overall
t.test(statsAboutFraud$x, statsAboutNonFraud$x) Welch Two Sample
t-test
data: statsAboutFraud$x and statsAboutNonFraud$x
t = 4.3109, df = 105.026, p-value = 3.678e-05
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to
0
95 percent confidence interval:
 38.15803 103.15629
sample estimates:
mean of x mean of y
 79.71698   9.05982

# Make t.test if blacklisted people make higher transactions
t.test(fraudDetected$Revenue, fraudNotDetected$Revenue) Welch
Two Sample t-test
data: fraudDetected$Revenue and fraudNotDetected$Revenue
t = 16.0197, df = 8793.363, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to
0
95 percent confidence interval:
 164.8825 210.8597
sample estimates:
mean of x mean of y
267.22782  79.35675

# Make t.test if blacklisted people spend more money on
platform:

```

---

```
t.test(statsAboutFraud$totalSpend,
statsAboutNonFraud$totalSpend) Welch Two Sample t-test
data: statsAboutFraud$totalSpend and
statsAboutNonFraud$totalSpend
t = 5.5411, df = 105.009, p-value = 2.246e-07
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to
0
95 percent confidence interval:
 13218.01 27949.26
sample estimates:
 mean of x mean of y
21302.5954  718.9579
```

```
# Make t.test if blacklisted people make more transactions in
less time
t.test(statsAboutFraud$transactionPerSecond,
statsAboutNonFraud$transactionPerSecond) Welch Two Sample t-test
data: statsAboutFraud$transactionPerSecond and
statsAboutNonFraud$transactionPerSecond
t = -4.8734 secs, df = 110.436, p-value = 3.696e-06 secs
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to
0
95 percent confidence interval:
 -764980.1 -322695.2
sample estimates:
mean of x mean of y
 696883.7 1240721.3
Mit den Durchschnittswerten gibt es noch ein paar Probleme, das
sind eher so 26.
```

#### iv. R-Skript, um SVM Modell für Missbrauchserkennung zu trainieren

```
# R-skript, um SVM Modell für Missbrauchserkennung zu trainieren
trainingSet <- data.frame(cbind(
  isBlacklisted=aggregate(account2amountBookingWithBlacklisted
$IsBlacklisted,
by=list(AccountID=account2amountBookingWithBlacklisted$AccountID
), FUN=mean)$x,
  transactionCount=aggregate(account2amountBookingWithBlacklis
ted$Revenue,
by=list(AccountID=account2amountBookingWithBlacklisted$AccountID
), FUN=length)$x,
  totalSpend=aggregate(account2amountBookingWithBlacklisted$Re
venue,
by=list(AccountID=account2amountBookingWithBlacklisted$AccountID
), FUN=sum)$x,
  meanSpend=aggregate(account2amountBookingWithBlacklisted$Rev
enue,
by=list(AccountID=account2amountBookingWithBlacklisted$AccountID
), FUN=mean)$x
))
lastSpend <-
aggregate(account2amountBookingWithBlacklisted$EventTime,
```

---

```
by=list(AccountID=account2amountBookingWithBlacklisted$AccountID
), FUN=max)$x
firstSpend <-
aggregate(account2amountBookingWithBlacklisted$EventTime,
by=list(AccountID=account2amountBookingWithBlacklisted$AccountID
), FUN=min)$x
trainingSet <- cbind(trainingSet,
transactionPerSecond=(lastSpend-
firstSpend)/trainingSet$transactionCount)
## SVM classification for blacklisted people
#
http://en.wikibooks.org/wiki/Data\_Mining\_Algorithms\_In\_R/Classification/SVM#Training\_The\_Model
# use e1071 package
# install.packages('e1071',dependencies=TRUE)
# working but I do not get any benefit from it
library(e1071)
model <- svm(isBlacklisted~., data = trainingSet)
## Naive Baies classifier
classifier<-naiveBayes(isBlacklisted ~ ., data=trainingSet)
pred <- predict(classifier, trainingSet[,-1])
```

---

### 6.3.2.2 SQL – Skripte

#### 6.3.2.2.1 Anonymisierung

```
update Accounts set FirstName = '', LastName = '',
BankAccountNumber =
'', IBAN = '', BIC = '';
update Accounts set Email = 'anonymous@example.com',
PasswordHash =
'232e123dcd1236599877ecd209874f' where Email is not null;
Update MasterCardSubscriptions set [FirstName]= '',
[LastName]='', [Street]='', [Birthdate]='1900-01-
01', [CellphoneNumber]='', [PhoneNumber]='', [Email]='anonymous@exa
mple.com'

UPDATE Payments SET FullName = '', BankAccountNumber = '';
update Recommendations set SenderFirstname='',
SenderLastname='',
Email='anonymous@example.com', [Text] = '';
update Postings set Firstname = '', Lastname = '', AddressLine =
'',
InvoiceID = '', OrderID = '', ShopCustomerNumber = '';
```

#### 6.3.2.2.2 Laden der Daten in BaysiaLab

##### Kleines Netz

```
select sum(B.Revenue) as UmsatzProTag, datepart(day,B.Created)
as Tag, DATEPART(MONTH,B.Created) as
monat, DATEPART(YEAR,B.Created) as Jahr,
datepart(weekday,B.Created) as Wochenentag
from Datenanalyse.dbo.Bookings B, Datenanalyse.dbo.Transactions
T, Datenanalyse.dbo.Programs P
where B.BookingID=T.BookingID and T.ProgramID=P.ProgramID and
P.ShopID='\"10000' and B.Revenue is not null
group by
datepart(day,B.Created), DATEPART(MONTH,B.Created), DATEPART(YEAR,
B.Created), DATEPART(weekday,B.Created)
order by DATEPART(YEAR,B.Created), DATEPART(MONTH,B.Created),
datepart(day,B.Created)
```

##### Großes Netz

```
select A.AccountID, B.BookingID, datepart(weekday,B.Created) AS
Wochentag, datepart(month,B.Created) AS Monat, B.CampaignID,
C.Name, A.Newsletter, Con.Keys, Con.Value ,B.Revenue as
BookingRevenue, T.Revenue as TransactionRevenue
from Datenanalyse.dbo.Bookings B, Datenanalyse.dbo.Accountprofil
A, SmSh112011.dbo.ConfigurationItems Con,
Datenanalyse.dbo.Campaigns C, Datenanalyse.dbo.Transactions T
where B.AccountID=A.AccountID and B.CampaignID=C.CampaignID and
C.ConfigurationID=Con.ConfigurationID and B.Revenue is not null
and B.BookingID=T.BookingID
```

---

### 6.3.2.2.3 Extraktion Daten für Gruppen A und B

```
select 'wieviele Aussendungen'
select COUNT(distinct E.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
E.[Date]>'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20'

select COUNT(distinct E.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
E.[Date]>'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20'

select 'wie viele davon haben Empfehlung'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1

select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1

select 'wie oft wurde geklickt'
select COUNT(distinct LI.LinkInvocationID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21'

select COUNT(distinct LI.LinkInvocationID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21'

select 'von wieviel Nutzern wurde der personalisierte link in
der mail geklickt'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, LinkInvocationsTrackingCodes LT
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
```

---



---

```
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and
LI.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and TrackingCode='Rec5'
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, LinkInvocationsTrackingCodes LT
where E.EmailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and
LI.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and
TrackingCode='ControlGroup'
```

```
select 'wie viele individuen der Gruppem haben überhaupt
irgendeinen Shop aufgerufen'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EmailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21'
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EmailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21'
```

```
select 'wie viele haben bestellt (irgendwas)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T
where E.EmailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
B.BookingTypeID < 3 and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T
where E.EmailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
```

---

---

```
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
B.BookingTypeID < 3 and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
```

```
select 'individuen, die gelesen haben'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-
06-20'
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-
06-20'
```

```
select 'wie viele individuen, die gelesen haben, haben geklickt'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20'
and LI.[Date]<'2013-06-21'
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20'
and LI.[Date]<'2013-06-21'
```

```
select 'wie viele haben gelesen und bestellt (irgendwas)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19'
and E.[Date]<'2013-06-20' and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
```

---

---

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19'
and E.[Date]<'2013-06-20' and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
```

```
select 'wie viele haben bestellt (im beworbenen Shop)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=SR.ShopID and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20'
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=34 and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20'
```

```
select 'wie viele haben gelesen & bestellt (im beworbenen Shop)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=SR.ShopID and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and E.[Date]<'2013-06-20'
```

---

---

```

select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=34 and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and E.[Date]<'2013-06-20'

```

```

select 'wie viele haben geklickt (im beworbenen Shop)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Programs P,
LinkInvocations LI, Links L
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.LinkID = L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and
P.ShopID=SR.ShopID
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
LI.[Date]<'2013-06-21'

```

```

select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Programs P,
LinkInvocations LI, Links L
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.LinkID = L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and P.ShopID=34
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
LI.[Date]<'2013-06-21'

```

```

select 'wie viele haben gelesen & geklickt (im beworbenen Shop)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Programs P,
LinkInvocations LI, Links L
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.LinkID = L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and
P.ShopID=SR.ShopID
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and E.IsRead=1

```

---

---

```

select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Programs P,
LinkInvocations LI, Links L
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.LinkID = L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and P.ShopID=34
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
LI.[Date]<'2013-06-21'and E.IsRead=1

```

```

select 'von wie vielen wurde der personalisierte link in der
mail geklickt und bestellt'
select COUNT(distinct B.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, LinkInvocationsTrackingCodes LT, Bookings B, Transactions T,
Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and
LI.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and TrackingCode='Rec5'
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created>'2013-06-19'
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=SR.ShopID and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'

```

```

select COUNT(distinct B.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, LinkInvocationsTrackingCodes LT, Bookings B, Transactions T,
Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and
LI.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and
TrackingCode='ControlGroup' and B.AccountID=SR.AccountID and
B.Created>'2013-06-19'
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=34 and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'

```

```

--select * from Transactions T, Programs P where P.ProgramID
=T.ProgramID and T.Imported >'2013-06-19' and P.ShopID=34

```

```

select Distinct B.AccountID from Bookings B where

```

---

---

```

B.Created>'2013-06-19' and
B.BookingTypeID < 3 and
B.AccountID in (select SR.AccountID from ShopRecommendations SR,
LinkInvocations Li, Links L, Programs P where SR.[Date]>='2013-
06-19' and SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and Li.AccountID =SR.AccountID and
Li.LinkID=L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and
P.ShopID=SR.ShopID and LI.[Date]>SR.[Date] and LI.[Date]<'2013-
06-21') and
B.AccountID in (select E.AccountID from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB where E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20' and E.IsRead =1 and E.EMailID=EB.EmailID
and EB.BuildingBlockID=37)
----- verification - done!
-- Amazon
select Distinct B.AccountID from Bookings B, Transactions T,
Programs P where
B.Created>'2013-06-19' and
B.BookingTypeID < 3 and
B.BookingID=T.BookingID and T.ProgramID=P.ProgramID and
P.ShopID=34 and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21' and
B.AccountID in (select SR.AccountID from ShopRecommendations SR
where SR.[Date]>='2013-06-19' and SR.[Date]<'2013-06-20' and
SR.RecommenderID=1) and
B.AccountID in (select E.AccountID from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB where E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20' and E.IsRead =1 and E.EMailID=EB.EmailID
and EB.BuildingBlockID=38) and
B.AccountID in (select Li.AccountID from LinkInvocations Li,
LinkInvocationsTrackingCodes LT where LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and Li.[Date]<B.Created and
Li.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and
LT.TrackingCode='ControlGroup')

-- Empfehlung
select Distinct B.AccountID from Bookings B, Transactions T,
Programs P where
B.Created>'2013-06-19' and
B.BookingTypeID < 3 and
B.BookingID=T.BookingID and T.ProgramID=P.ProgramID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21' and
P.ShopID= (select SR.ShopID from ShopRecommendations SR where
SR.[Date]>='2013-06-19' and SR.[Date]<'2013-06-20' and
SR.RecommenderID=1 and SR.AccountID=B.AccountID) and
B.AccountID in (select E.AccountID from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB where E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20' and E.IsRead =1 and E.EMailID=EB.EmailID
and EB.BuildingBlockID=37) and
B.AccountID in (select Li.AccountID from LinkInvocations Li,
LinkInvocationsTrackingCodes LT where LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and Li.[Date]<B.Created and

```

---

---

```
Li.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and
LT.TrackingCode='Rec5')
```

```
select Distinct B.AccountID from Bookings B, Transactions T,
Programs P where
B.Created>'2013-06-19' and
B.BookingTypeID < 3 and
B.BookingID=T.BookingID and T.ProgramID=P.ProgramID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21' and
P.ShopID= (select SR.ShopID from ShopRecommendations SR where
SR.[Date]>='2013-06-19' and SR.[Date]<'2013-06-20' and
SR.RecommenderID=1 and SR.AccountID=B.AccountID) and
B.AccountID in (select E.AccountID from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB where E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20' and E.IsRead =1 and E.EMailID=EB.EmailID
and EB.BuildingBlockID=37) and
B.AccountID in (select Li.AccountID from LinkInvocations Li
where LI.[Date]>'2013-06-19' and LI.[Date]<'2013-06-21' and
Li.[Date]<B.Created)
```

```
select 'wie viele haben gelesen & geklickt (im beworbenen Shop)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Programs P,
LinkInvocations LI, Links L
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.LinkID = L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and
P.ShopID=SR.ShopID
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and E.IsRead=1
```

#### 6.3.2.2.4 Verteilung der Empfehlungen über die Shops

```
select 'verteilung über shops'
select S.Name, COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, ShopCategoryMap
SC, Shops S
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1 and
SR.ShopID = SC.ShopID and SC.ShopCategoryID=48 and
SR.ShopID=S.ShopID
group by S.Name
```

#### 6.3.2.2.5 Shops mit und ohne Provisionserhöhung

```
select 'wie viele Accounts haben einen 5%-Shop empfohlen
bekommen'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, ShopCategoryMap
SC
```

---

---

```

where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1 and
SR.ShopID = SC.ShopID and SC.ShopCategoryID=48

```

```

select 'wie oft wurde geklickt auf 5%shop geklickt'
select COUNT(distinct Li.LinkInvocationID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, Links L, Programs P, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and LI.LinkID=L.LinkID and L.ProgramID
=P.ProgramID and P.ShopID = SC.ShopID and SC.ShopCategoryID=48

```

```

select 'von wieveiel wurde der personalisierte link in der mail
geklickt bei 5% Shop'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, LinkInvocationsTrackingCodes LT, Links L, Programs P,
ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and
LI.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and TrackingCode='Rec5'
and LI.LinkID=L.LinkID and L.ProgramID =P.ProgramID and P.ShopID
= SC.ShopID and SC.ShopCategoryID=48

```

```

select 'wie viele individuen der Gruppe mit 5% Shop haben
überhaupt irgendeinen Shop aufgerufen'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and SR.ShopID=SC.ShopID and
SC.ShopCategoryID=48

```

```

select 'wie viele haben bestellt (irgendwas) der Gruppe mit 5%
Shop'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1

```

---



---

```
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
B.BookingTypeID < 3 and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
and SR.ShopID=SC.ShopID and SC.ShopCategoryID=48
```

```
select 'individuen, die gelesen haben der Gruppe mit 5% Shop'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, ShopCategoryMap
SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-
06-20' and SR.ShopID=SC.ShopID and SC.ShopCategoryID=48
```

```
select 'wie viele individuen, die gelesen haben, haben geclickt
der Gruppe mit 5% Shop'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20'
and LI.[Date]<'2013-06-21'
and SR.ShopID=SC.ShopID and SC.ShopCategoryID=48
```

```
select 'wie viele haben gelesen und bestellt (irgendwas) der
Gruppe mit 5% Shop'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19'
and E.[Date]<'2013-06-20' and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
and SR.ShopID=SC.ShopID and SC.ShopCategoryID=48
```

```
select 'wie viele haben bestellt (im beworbenen Shop)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=SR.ShopID and T.ProgramID
```

---

---

```
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20' and SR.ShopID=SC.ShopID and
SC.ShopCategoryID=48
```

```
select 'wie viele haben gelesen & bestellt (im beworbenen Shop
5%) '
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=SR.ShopID and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and E.[Date]<'2013-06-20' and SR.ShopID=SC.ShopID
and SC.ShopCategoryID=48
```

```
select 'wie viele haben geklickt (im beworbenen Shop 5%) '
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Programs P,
LinkInvocations LI, Links L, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.LinkID = L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and
P.ShopID=SR.ShopID
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and SR.ShopID=SC.ShopID and
SC.ShopCategoryID=48
```

```
select 'wie viele haben gelesen & geklickt (im beworbenen Shop
5%) '
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Programs P,
LinkInvocations LI, Links L, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.LinkID = L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and
P.ShopID=SR.ShopID
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and SR.ShopID=SC.ShopID and
SC.ShopCategoryID=48 and E.IsRead=1
```

---

---

```

select 'von wie vielen wurde der personalisierte link in der
mail geklickt und im 5% Shop bestellt'
select COUNT(distinct B.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, LinkInvocationsTrackingCodes LT, Bookings B, Transactions T,
Programs P, ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and
LI.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and TrackingCode='Rec5'
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created>'2013-06-19'
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=SR.ShopID and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
and SR.ShopID=SC.ShopID and SC.ShopCategoryID=48

```

#### 6.3.2.2.6 Amazon als Empfehlung vs. ohne Empfehlung

```

select 'wie viele Accounts haben Amazon Empfohlen bekommen
(beide addieren)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1 and
SR.ShopID = 34
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1 and
SR.ShopID = 34

```

```

select 'von wieviel wurde der personalisierte link in der mail
geklickt wenn Amazon empfohlen wurde (addieren)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI, LinkInvocationsTrackingCodes LT, Links L, Programs P,
ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and
LI.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and TrackingCode='Rec5'
and SR.ShopID=34
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations

```

---

---

```

LI, LinkInvocationsTrackingCodes LT, Links L, Programs P,
ShopCategoryMap SC
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and
LI.LinkInvocationID=LT.LinkInvocationID and
TrackingCode='ControlGroup' and SR.ShopID=34

```

```

select 'von wieviel Accounts wurde auf einen Shop geklickt, wenn
Amazon Empfohlen war (addieren)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and SR.ShopID=34
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and SR.ShopID=34

```

```

select 'individuen, die gelesen haben, wenn Amazon Empfohlen war
(addieren)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-
06-20' and SR.ShopID=34
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-
06-20' and SR.ShopID=34

```

```

select 'wie viele haben bei Amazon bestellt wenn es empfohlen
war (addieren)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P

```

---

---

```

where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=34 and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20' and SR.ShopID=34
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=34 and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20' and SR.ShopID=34

```

```

select 'wie viele haben insgesamt bei Amazon bestellt wenn es
nicht empfohlen war '
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=34 and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.[Date]<'2013-06-20'

```

```

select 'wie viele haben bestellt (irgendwas) wenn Amazon
Empfohlen war (addieren)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
B.BookingTypeID < 3 and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
and SR.ShopID=34
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T

```

---

---

```

where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
B.BookingTypeID < 3 and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
and SR.ShopID=34

```

```

select 'wie viele individuen, die gelesen haben, haben
irgendeinen Shop geklickt, wenn Amazon Empfohlen war'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20'
and LI.[Date]<'2013-06-21'
and SR.ShopID=34
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, LinkInvocations
LI
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20'
and LI.[Date]<'2013-06-21'
and SR.ShopID=34

```

```

select 'wie viele haben geklickt bei amazon, wenn amazon
empfohlen war (addieren)'
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Programs P,
LinkInvocations LI, Links L
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.LinkID = L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and P.ShopID=34
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and SR.ShopID=34

```

```

select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Programs P,
LinkInvocations LI, Links L
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and LI.AccountID=SR.AccountID and LI.[Date]>'2013-06-19' and
LI.LinkID = L.LinkID and L.ProgramID=P.ProgramID and P.ShopID=34

```

---

---

```
and E.[Date] >'2013-06-19' and E.[Date]<'2013-06-20' and
LI.[Date]<'2013-06-21' and SR.ShopID=34
```

```
select 'wie viele haben gelesen und bestellt (irgendwas)venn
amazon empfohlen war (addieren)'
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19'
and E.[Date]<'2013-06-20' and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
and SR.ShopID=34
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19'
and E.[Date]<'2013-06-20' and T.BookingID =B.BookingID and
T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-06-21'
and SR.ShopID=34
```

```
select 'wie viele haben gelesen & bestellt (im beworbenen Shop)
venn amazon empfohlen war (addieren)'
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=37 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=SR.ShopID and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and
E.IsRead=1 and E.[Date]<'2013-06-20' and SR.ShopID=34
```

```
select COUNT(distinct SR.AccountID) from Emails E,
EmailBuildingBlocks EB, ShopRecommendations SR, Bookings B,
Transactions T, Programs P
where E.EMailID=EB.EmailID and EB.BuildingBlockID=38 and
SR.AccountID=E.AccountID and SR.[Date]>='2013-06-19' and
SR.[Date]<'2013-06-20' and SR.RecommenderID=1
and B.AccountID=SR.AccountID and B.Created >'2013-06-19' and
T.BookingID =B.BookingID and P.ShopID=34 and T.ProgramID
=P.ProgramID and T.EventTime>'2013-06-19' and T.EventTime<'2013-
06-21'
```

---

and B.BookingTypeID < 3 and E.[Date] >'2013-06-19' and  
E.IsRead=1 and E.[Date]<'2013-06-20' and SR.ShopID=34



### 6.3.2.3 C# Code MostRecentLinkInvocationsShopRecommender.cs

```

using System;
using System.Collections.Generic;
using System.Data.SqlClient;
using System.Linq;
using AdiCash.Model;

namespace Andasa.Campaigns.Recommendation
{
    /// <summary>
    /// Creates recommendations based on the most recent link
    invocations of
    /// a user taking the number of invocations per shop into
    account.
    /// </summary>
    public class MostRecentLinkInvocationsShopRecommender :
    ShopRecommender
    {
        /// <summary>
        /// Gets or sets the number of days to lookback from
    today to find recommendations.
        /// </summary>
        /// <value>The days to look back.</value>
        [ConfigurationItem(DefaultValue = 7)]
        public int DaysToLookBack { get; internal protected set;
    }

    protected override void CreateRecommendations(DateTime
    date)
    {
        logger.Info("Creating recommendations for {0}",
    date);
        try
        {
            var cs =
    System.Configuration.ConfigurationManager.ConnectionStrings["Adi
    CashConnectionString"].ConnectionString;
            var result = new Dictionary<long,
    List<int>>(100000);
            using (var con = new SqlConnection(cs))
            {
                con.Open();

                using (var cmd = con.CreateCommand())
                {
                    cmd.CommandTimeout = 60 * 5;
                    #region SQL
                    cmd.CommandText = string.Format(@"
    WITH ShopRecommendations AS
    (
        SELECT

```

---

```

        li.AccountID, s.ShopID, COUNT(li.LinkInvocationID) AS
[Count], MAX(li.[Date]) AS LastVisit,
        RANK() OVER (PARTITION BY AccountID ORDER BY
COUNT(li.LinkInvocationID) DESC, MAX(li.[Date]) DESC) AS [Rank]
FROM
    LinkInvocations li
INNER JOIN
    Links l ON li.LinkID = l.LinkID
INNER JOIN
    Programs p ON l.ProgramID = p.ProgramID
INNER JOIN
    Shops s ON p.ShopID = s.ShopID
WHERE
    AccountID IS NOT NULL AND l.BookingModelID=1 AND [Date]
BETWEEN DATEADD(d, -{0}, '{2}')
```

AND '{2} 23:59:59'

```

    GROUP BY
        li.AccountID, s.ShopID
)
SELECT
    AccountID, [Rank], ShopID
FROM
    ShopRecommendations
WHERE
    [Rank] <= {1}
ORDER BY
    AccountID, [Rank]", DaysToLookBack,
MaximumNumberOfRecommendationsPerTarget ?? 1000,
date.Date.ToString("yyyy-MM-dd"));
#endregion

using (var reader = cmd.ExecuteReader())
{
    while (reader.Read())
    {
        long accountId =
reader.GetInt64(reader.GetOrdinal("AccountID"));
        int shopId =
reader.GetInt32(reader.GetOrdinal("ShopID"));

        if
(!result.ContainsKey(accountId))
        {
            result[accountId] = new
List<int>();

            result[accountId].Add(shopId);
        }

        if
(MinimumNumberOfRecommendationsPerTarget != null)
        {
            var q = (from i in result
```

---

---

```
                                where i.Value.Count <
MinimumNumberOfRecommendationsPerTarget.Value
                                select i.Key).ToList();

                                foreach (var key in q)
                                {
                                    result.Remove(key);
                                }
                            }
                        }
                    }

                logger.Info("Found {0} recommendations",
result.Count);

                using (var context = RepositoryContext.Create())
                {
                    context.Campaigns.BulkInsertShopRecommendations(Id, date,
result.ToDictionary(i => i.Key, i => i.Value.ToArray()));
                }
            }
        }
        catch (Exception ex)
        {
            logger.Error(ex);
        }
    }
}
```

---

### 6.3.3 Daten A/B-Tests

#### 6.3.3.1 Übersicht Newsletter

Nr.	Datum	Eigenschaften
1.	4.5.2012	Betreff: Take5! - Auch beim Kauf von ... Absender: Andasa Breaking News Thema: Geschenke und Blumen Button: nein Aktion: A: 55,5€, B: 5% Aussendung: randomisiert, gleichverteilt, Grundgesamtheit
2.	9.5.2012	Betreff: Take5! - Lesen Hören Sehen Absender: Andasa Breaking News Thema: Bücher, CDs und DVDs Button: nein Varianten: A: 3,65€, B: 5% Aussendung: randomisiert, gleichverteilt, Grundgesamtheit
3.	11.5.2012	Betreff: Spannung, Spiel und Absender: Andasa Breaking News Thema: Spielzeug, Sport und Kindermode Button: ja Varianten: A: 10,75€, B: 5% Aussendung: randomisiert, gleichverteilt, Grundgesamtheit
4.	15.5.2012	Betreff: ? Absender: Andasa Breaking News Thema: Fernseher, Waschmaschine, Töpfe, Teppiche Button: ja Varianten: A: 12,20€, B: 5% Aussendung: randomisiert, gleichverteilt, Grundgesamtheit Anmerkung: Ausfall Kategorie-Tracking bis 10 Uhr
5.	18.5.2012	Betreff: Manchmal muss man einfach weg Absender: Andasa Breaking News Thema: Hotels, Flüge, Urlaubsreisen Button: ja, mit Klickaufforderung Varianten: A: 72,50€, B: 5% Aussendung: randomisiert, gleichverteilt, Grundgesamtheit
6.	22.5.2012	Betreff: Lieber reich und gesund als arm und krank! Absender: Andasa Breaking News Thema: Gesundheit und Pflege Button: ja, mit Klickaufforderung Varianten: A: 4,40€, B: 5% Aussendung: randomisiert, gleichverteilt, Grundgesamtheit

7.	29.8.2012	<p>Betreff:</p> <p>1.) Nicht vergessen: In knapp drei Wochen beginnt das Oktoberfest</p> <p>2.) Diese Woche: Hotels.com (2288 Euro) Baur (468 Euro) s.Oliver (475 Euro)...</p> <p>Absender: Andasa Cashback News</p> <p>Thema:</p> <p>Hotels.com: 22,88€, Baur: 4,68€, s.Oliver: 4,75€, Breuniger: 4,25€, budgetplaces: 10,10€, euvA.net: 5% (farbig hervorgehoben)</p> <p>Varianten: A: 1), B: 2)</p> <p>Button: ja, viele, alle mit Klick-Aufforderung</p> <p>Aussendung: randomisiert, gleichverteilt, Grundgesamtheit</p>
8.	19.6.2013	<p>Betreff: 5% für Dich</p> <p>Absender: Andasa Cashback News</p> <p>Thema: HSE24: 5,36€, Hotels.com: 10,85€, ab-in-den-urlaub.de: 35,36€, holiday-autos.de: 10,30€, m&amp;m 4,50€ (farbig hervorgehoben), BASE: 80€</p> <p>Varianten: A: 5% in personalisiertem Shop, B: 5% bei Amazon</p> <p>Button: ja, viele, alle mit Klick-Aufforderung</p> <p>Aussendung: randomisiert, gleichverteilt, Grundgesamtheit</p>

Tabelle 65: Eigenschaften der Newsletter

### 6.3.3.2 Mengengerüst Aussendungen

Nr.	Datum	Empfänger	geöffnet	Stichproben	geöffnet
1.	4.5.2012	125.751	10.455	A:62.892, B:62.859	A:5.189, B:5.266
2.	9.5.2012	126.089	9.003	A:62.848, B:63.241	A:4.476, B:4.527
3.	11.5.2012	126.191	8.956	A:62.953, B:63.238	A:4.480, B:4.476
4.	15.5.2012	126.426	13.578	A:63.244, B:63.182	A:6.791, B:6.787
5.	18.5.2012	126.568	9.979	A:63.120, B:63.448	A:5.042, B:4.937
6.	22.5.2012	126.799	12.442	A:63.675, B:63.124	A:6.276, B:6.166
7.	29.8.2012	130.073	9.618	A:65.159, B:64.914	A:4.746, B: 4.872
8.	19.6.2013	10.401	3.692	A:5.210, B: 5.191	A:1.883, B: 1.809

Tabelle 66: Öffnungszahlen 14 Tage nach Kampagnenstart

### 6.3.3.3 Shopaufrufe und Besteller

Nr.	Datum	Klicks	Besteller
1.	4.5.2012	A: 351, B: 398	A: 11, B: 17
2.	9.5.2012	A: 281, B: 299	A: 12, B: 24
3.	11.5.2012	A: 328, B: 299	A: 23, B: 5
4.	15.5.2012	A: 488, B: 456	A: 14, B: 8
5.	18.5.2012	A: 314, B: 262	A: 10, B: 4
6.	22.5.2012	A: 352, B: 342	A: 16, B:13
7.	29.8.2012	A: 311, B: 408	A: 9, B: 13
8.	19.6.2013	A: 577, B: 498	A: 133, B: 94

Tabelle 67: Klicks und Besteller<sup>1075</sup>

<sup>1075</sup> drei Tage ab Kampagnenstart, Besteller am Tag und Folgetag des Klicks

### 6.3.3.4 Darstellungen der Newsletter-Varianten

Gefällt mir

Startseite | Alle Shops | Produktsuche | Gutscheine

4. Mai 2012

**Andasa** CASHBACK 

**BREAKING NEWS**

# TAKE 5!



ANDASA HAT GEBURTSTAG

**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI

AUCH BEIM KAUF VON  
MÖBELN, LEUCHTEN  
& PFLANZEN

# 55,50 EURO CASHBACK

BEI EINEM BESTELLWERT VON 1110 EURO













Copyright Andasa GmbH 2012

Impressum | AGB | Datenschutz

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 102: Newsletter 4.5.2012, A: 55,5€

Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

 Gefällt mir

[Startseite](#) | [Alle Shops](#) | [Produktsuche](#) | [Gutscheine](#)

4. Mai 2012

**Andasa** CASHBACK



**BREAKING NEWS**

# TAKE 5!



ANDASA HAT GEBURTSTAG

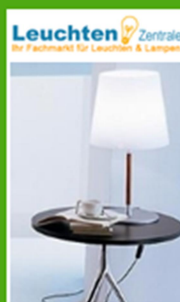
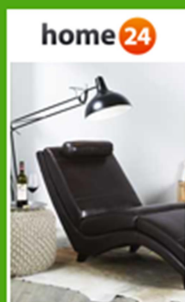
**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI

**5%**  
CASHBACK

AUCH BEIM KAUF VON

MÖBELN, LEUCHTEN  
& PFLANZEN



Copyright Andasa GmbH 2012

[Impressum](#) | [AGB](#) | [Datenschutz](#)

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 103: Newsletter 4.5. 2012, B: 5%



Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

 Gefällt mir

[Startseite](#) | [Alle Shops](#) | [Produktsuche](#) | [Gutscheine](#)

9. Mai 2012

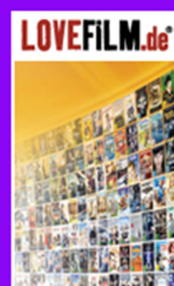
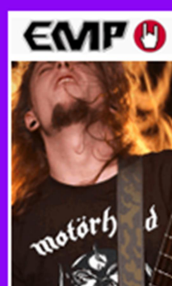


**BREAKING NEWS**

# TAKE 5!



ANDASA HAT GEBURTSTAG

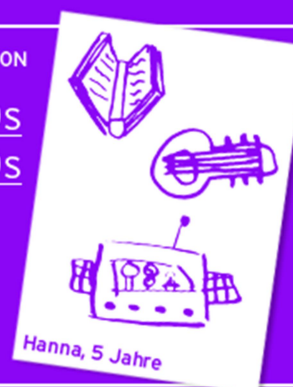


MEHR CASHBACK BEIM KAUF VON

BÜCHERN, CDs  
& DVDs

# 3,65 EURO CASHBACK

BEI EINEM BESTELLWERT VON 73 EURO



**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI

Copyright Andasa GmbH 2012

[Impressum](#) | [AGB](#) | [Datenschutz](#)

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 104: Newsletter 9.5.2012, A: 3,65€

Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

 Gefällt mir

[Startseite](#) | [Alle Shops](#) | [Produktsuche](#) | [Gutscheine](#)

9. Mai 2012

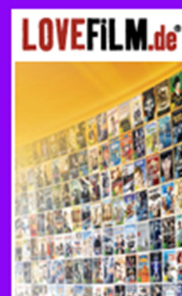
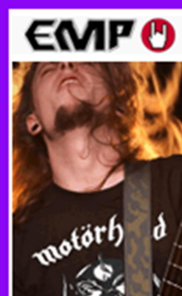


**BREAKING NEWS**

# TAKE 5!



ANDASA HAT GEBURTSTAG

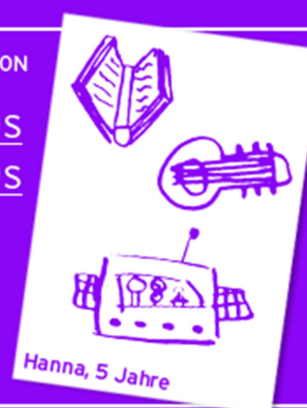


MEHR CASHBACK BEIM KAUF VON

BÜCHERN, CDs  
& DVDs

# 5%

**CASHBACK**



**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

**ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI**

Copyright Andasa GmbH 2012

[Impressum](#) | [AGB](#) | [Datenschutz](#)

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 105: Newsletter 9.5.2012, B: 5%

Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

 Gefällt mir

[Startseite](#) | [Alle Shops](#) | [Produktsuche](#) | [Gutscheine](#)

11. Mai 2012



**BREAKING NEWS**

# TAKE 5!



ANDASA HAT GEBURTSTAG

**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI

AUCH BEIM KAUF VON  
SPIELZEUG, SPORTARTIKELN  
& KINDERMODE

# 10,75 EURO CASHBACK

BEI EINEM BESTELLWERT VON 215 EURO

**ZU DEN SHOPS >>**



**SportScheck**  
Wir machen Sport.



**myToys**



**BABY-MARKT**



**mysportworld**  
Wir bewegen Dich



**verbaudet**



Copyright Andasa GmbH 2012

[Impressum](#) | [AGB](#) | [Datenschutz](#)

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 106: Newsletter 11.5.2012, A: 12,20€

Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

 Gefällt mir

[Startseite](#) | [Alle Shops](#) | [Produktsuche](#) | [Gutscheine](#)

11. Mai 2012

**Andasa** CASHBACK



**BREAKING NEWS**

# TAKE 5!



ANDASA HAT GEBURTSTAG

**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI

AUCH BEIM KAUF VON  
SPIELZEUG, SPORTARTIKELN  
& KINDERMODE

# 5%

**CASHBACK**

**ZU DEN SHOPS >>**



**SportScheck**  
Wir machen Sport.



**myToys**



**BABY-MARKT**



**mysportworld**  
Wir bewegen Dich



**vertbaudet**



Copyright Andasa GmbH 2012

[Impressum](#) | [AGB](#) | [Datenschutz](#)

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 107: Newsletter 11.5.2012, B: 5%



Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

 Gefällt mir

[Startseite](#) | [Alle Shops](#)

15. Mai 2012



**BREAKING NEWS**

JETZT MEHR CASHBACK BEIM KAUF VON  
FERNSEHERN, WASCHMASCHINEN  
TÖPFEN & TEPPICHEN

**12,20 EURO  
CASHBACK**

BEI EINEM BESTELLWERT VON 244 EURO

[ZU DEN SHOPS >>](#)



**TAKE 5!**



ANDASA HAT GEBURTSTAG

**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI

Copyright Andasa GmbH 2012

[Impressum](#) | [AGB](#) | [Datenschutz](#)

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 108: Newsletter 15.5.2012, A: 72,50€

Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

 Gefällt mir

[Startseite](#) | [Alle Shops](#)

15. Mai 2012



**BREAKING NEWS**

JETZT MEHR CASHBACK BEIM KAUF VON  
FERNSEHERN, WASCHMASCHINEN  
TÖPFEN & TEPPICHEN

**5%**  
**CASHBACK**

[ZU DEN SHOPS >>](#)



**TAKE 5!**



ANDASA HAT GEBURTSTAG

**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

**ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI**

Copyright Andasa GmbH 2012

[Impressum](#) | [AGB](#) | [Datenschutz](#)

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 109: Newsletter 15.5.2012, B: 5%

Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

JETZT MEHR CASHBACK BEI DER BUCHUNG VON  
HOTELS, FLÜGEN & URLAUBSREISEN

**5% CASHBACK**

**HIER KLICKEN >>**



Niklas, 5 Jahre







**TAKE 5!**



ANDASA HAT GEBURTSTAG

**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 110: Newsletter 18.5.2012, A: 4,40€

Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

JETZT MEHR CASHBACK BEI DER BUCHUNG VON  
HOTELS, FLÜGEN & URLAUBSREISEN

**72**,50 EURO  
**CASHBACK**  
BEI EINEM BESTELLWERT VON 1450 EURO

**HIER KLICKEN >>**



Niklas, 5 Jahre







**TAKE 5!**



ANDASA HAT GEBURTSTAG

**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

**ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI**

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 111: Newsletter 18.5.2012, B: 5%



Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

JETZT MEHR CASHBACK BEI ALLEN ARTIKELN FÜR  
GESUNDHEIT & PFLEGE

**4,40 EURO CASHBACK**  
 BEI EINEM BESTELLWERT VON 88 EURO

**HIER KLICKEN >>**



Sebastian, 5 Jahre







**TAKE 5!**



ANDASA HAT GEBURTSTAG

**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 112: Newsletter 22.5.2012, A: 10,35 €

Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

JETZT MEHR CASHBACK BEI ALLEN ARTIKELN FÜR  
**GESUNDHEIT & PFLEGE**

**5% CASHBACK**

**HIER KLICKEN >>**



Sebastian, 5 Jahre







**TAKE 5!**



ANDASA HAT GEBURTSTAG


**IN ALLEN SHOPS ERHÖHEN WIR EINEN MONAT LANG DAS CASHBACK**

**ODER BIETEN ATTRAKTIVE FIXBONI**

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer.

Abbildung 113: Newsletter 22.5.2012, B: 5%

Wenn die Breaking News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.



29. August 2012

**CASHBACK NEWS**

Cashback bis 02.09.2012

**22,88 €**

Bei einem Bestellwert von 286 Euro.

**HIER KLICKEN**



Hotels.com

Buchen Sie noch Hotels in München

1. Reiseweiter  
2. Reiseweiter  
3. Reiseweiter

Beliebte Hotels in München

Cashback bis 02.09.2012

**4,68 €**

Bei einem Bestellwert von 156 Euro.

**HIER KLICKEN**



BAUR

Dress & Trachten

1. Reiseweiter  
2. Reiseweiter  
3. Reiseweiter

Cashback bis 02.09.2012

**4,75 €**

Bei einem Bestellwert von 95 Euro.

**HIER KLICKEN**



s.Oliver

O'zapft is!

Da legt da nieder!  
Oberflache Wien Styles im  
s. Oliver E-Shop

Cashback bis 02.09.2012

**4,25 €**

Bei einem Bestellwert von 85 Euro.

**HIER KLICKEN**



Breuninger

Seit 1858

1. Reiseweiter  
2. Reiseweiter  
3. Reiseweiter

Cashback bis 02.09.2012

**10,10 €**

Bei einem Bestellwert von 101 Euro.

**HIER KLICKEN**



budgetplaces.com

Hotels - München

1. Reiseweiter  
2. Reiseweiter  
3. Reiseweiter

Cashback am 02.09.2012

**5 %**

Bei einem Bestellwert von 101 Euro.

**HIER KLICKEN**



euv-net

FÜR JEDEN DAS RICHTIGE THEMA

1. Reiseweiter  
2. Reiseweiter  
3. Reiseweiter

Du erhältst diese E-Mail als registrierter Andasa Nutzer. Wenn du keine E-Mails mehr erhalten möchtest, kannst du deinen Account jeder Zeit unter "Mein Andasa" kündigen.

Abbildung 114: Newsletter 29.8.2012

Wenn die Cashback News nicht korrekt angezeigt werden, Klick bitte hier.

Andasa CASHBACK  19. Juni 2013 CASHBACK NEWS

---

**5% Cashback bis 30.06.2013 bei**

**OTTO**  
(Otto)

**JETZT KLICKEN**

---

**5,36 €** Cashback bis 23.06.2013  
Bei einem Bestellwert von 134 Euro.

**HSE24**  
(HSE24.de)

**HIER KLICKEN**



---

**10,85 €** Cashback bis 23.06.2013  
Bei einem Bestellwert von 217 Euro.

**Hotels.com**  
(Hotels.com)

**HIER KLICKEN**



---

**35,36 €** Cashback bis 23.06.2013  
Bei einem Bestellwert von 1768 Euro.

**ab-in-den-urlaub.de**  
(ab-in-den-Urlaub)

**HIER KLICKEN**



---

**10,30 €** Cashback bis 23.06.2013  
Bei einem Bestellwert von 206 Euro.

**holiday autos**  
(Holidayautos.de)

**HIER KLICKEN**



---

**4,50 €** Cashback am 23.06.2013

**my M&M's**  
(my M&M's)

**HIER KLICKEN**



---

**80,00 €** Bis ZU Cashback bis 23.06.2013

**BASE**  
(Base)

**HIER KLICKEN**



Wenn du die News von Andasa abbestellen möchtest,  
kannst du jederzeit unter "Meine Daten" das Häkchen bei "Newsletter abonnieren" entfernen.

Abbildung 115: Newsletter 19.6.2013, A: personalisierte Shop-Empfehlung



Wenn die Cashback News nicht korrekt angezeigt werden, klick bitte hier.

19. Juni 2013

# Andasa CASHBACK NEWS

**5% Cashback bis 30.06.2013 bei**

**amazon.de**  
(Amazon Sport & Freizeit)

**JETZT KLIKEN**

**5,36 €** Cashback bis 23.06.2013

**HSE24**  
(HSE24.de)

Bei einem Bestellwert von 134 Euro.

**HIER KLIKEN**

**10,85 €** Cashback bis 23.06.2013

**Hotels.com**  
(Hotels.com)

Bei einem Bestellwert von 217 Euro.

**HIER KLIKEN**

**35,36 €** Cashback bis 23.06.2013

**ab-in-den-urlaub.de**  
(ab-in-den-Urlaub)

Bei einem Bestellwert von 1768 Euro.

**HIER KLIKEN**

**10,30 €** Cashback bis 23.06.2013

**holidayautos.de**  
(Holidayautos.de)

Bei einem Bestellwert von 206 Euro.

**HIER KLIKEN**

**4,50 €** Cashback am 23.06.2013

**my M&M's**  
(my M&M's)

**HIER KLIKEN**

**80,00 €** Cashback bis 23.06.2013

**BASE**  
(Base)

**HIER KLIKEN**

**HSE24**  
Mission Sale  
BIS ZU 50% SPAREN  
Wird  
Schmeckt  
Kommt

**Hotels.com**  
Hotellsuche  
Geniale Angebote für Hotels auf der ganzen Welt

**ab-in-den-urlaub.de**  
Wohlfühlurlaub  
Wohlfühlurlaub  
Wohlfühlurlaub

**holidayautos.de**  
Wohlfühlurlaub  
Wohlfühlurlaub  
Wohlfühlurlaub

**my M&M's**  
Zu Ihrer Hochzeit...  
M&M's  
M&M's

**BASE**  
Samsung Galaxy S4  
mit Allnet Flat BASE  
45c  
Willkommen bei BASE  
Bestellhotline  
01806 /

Wenn du die News von Andasa abbestellen möchtest, kannst du jederzeit unter "Meine Daten" das Häkchen bei "Newsletter abonnieren" entfernen.

Abbildung 116: Newsletter 19.6.2013, B: Shop-Empfehlung Amazon

### 6.3.4 Daten Personalisierung

Gruppe	A (keine Erhöhung)	B (Erhöhung)	Unterschied signifikant?
<b>Empfänger</b>	484	4726	
<b>Öffnungen</b>	218	1665	nein
<b>Öffnungsrate</b>	45,04%	35,02%	
<b>Shop-Aufrufe</b>	58	519	nein
<b>Aufruf-Rate</b>	11,98%	10,98%	
<b>Bestellungen</b>	15	118	nein
<b>Bestellrate</b>	3,1%	2,5%	
<b>Shop-Aufrufe (beworbener Shop)</b>	24	252	nein
<b>Rate</b>	4,96%	5,33%	
<b>Bestellungen (beworbener Shop)</b>	6	51	nein
<b>Rate</b>	1,24%	1,08%	
<b>Shop-Aufrufe nach Öffnung</b>	43	363	nein
<b>Rate</b>	8,88%	7,68%	
<b>Bestellungen nach Öffnung</b>	14	76	ja, 90% <sup>1076</sup>
<b>Rate</b>	2,89%	1,61%	
<b>Shop-Aufrufe nach Öffnung (beworbener Shop)</b>	11	221	ja, 95%
<b>Rate</b>	2,27%	4,47%	
<b>Bestellungen nach Öffnung (beworbener Shop)</b>	6	39	nein
<b>Rate</b>	1,24%	0,83%	

Tabelle 68: Vergleich Verhalten Cashback-Erhöhung/keine Cashback-Erhöhung

<sup>1076</sup> Dass Shops ohne Provisionserhöhung in diesem Kriterium besser abschneiden, als die mit Provisionserhöhung, kann aufgrund der geringen Signifikanz vernachlässigt werden. Der Hypothese, dass die Provisionserhöhung das Ergebnis verzerrt hat, würde es ohnehin widersprechen.

Gruppe	A (keine Erhöhung)	B (Amazon)	Unterschied signifikant?
<b>Empfänger</b>	484	5191	
<b>Öffnungen</b>	218	1809	ja, 99,9%
<b>Öffnungsrate</b>	45,04%	34,85%	
<b>Shop-Aufrufe</b>	58	498	nein
<b>Aufruf-Rate</b>	11,98%	9,59%	
<b>Bestellungen</b>	15	94	ja, 90%
<b>Bestellrate</b>	3,1%	1,81%	
<b>Shop-Aufrufe (beworbener Shop)</b>	24	102	ja, 99,9%
<b>Rate</b>	4,96%	1,96%	
<b>Bestellungen (beworbener Shop)</b>	6	8	ja, 99,9%
<b>Rate</b>	1,24%	0,15%	
<b>Shop-Aufrufe nach Öffnung</b>	43	318	ja, 97,5%
<b>Rate</b>	8,88%	6,13%	
<b>Bestellungen nach Öffnung</b>	14	63	ja, 99,5%
<b>Rate</b>	2,89%	1,21%	
<b>Shop-Aufrufe nach Öffnung (beworbener Shop)</b>	11	73	nein
<b>Rate</b>	2,27%	1,41%	
<b>Bestellungen nach Öffnung (beworbener Shop)</b>	6	5	ja, 99,9%
<b>Rate</b>	1,24%	0,1%	

Tabelle 69: Vergleich Shops ohne Erhöhung mit Amazon

<b>Gruppe</b>	<b>A</b> (Empfehlung: Amazon, Amazon im Newsletter)	<b>B</b> (Empfehlung: nicht Amazon, Amazon im Newsletter)	<b>Unterschied signifikant?</b>
<b>Empfänger</b>	411	5001	
<b>Öffnungen</b>	175	1806	nein
<b>Öffnungsrate</b>	42,58%	36,11%	
<b>Shop-Aufrufe</b>	40	483	nein
<b>Aufruf-Rate</b>	9,73%	9,66%	
<b>Bestellungen</b>	11	91	nein
<b>Bestellrate</b>	2,68%	1,82%	
<b>Shop-Aufrufe (beworbener Shop)</b>	21	95	ja, 99,9%
<b>Rate</b>	5,11%	1,9%	
<b>Bestellungen (beworbener Shop)</b>	4	8	ja, 99%
<b>Rate</b>	0,97%	0,16%	
<b>Shop-Aufrufe nach Öffnung</b>	25	65	ja, 97%
<b>Rate</b>	6,08%	1,3%	
<b>Bestellungen nach Öffnung</b>	9	61	nein
<b>Rate</b>	2,19%	1,22%	
<b>Shop-Aufrufe nach Öffnung (beworbener Shop)</b>	16	67	ja, 99,9%
<b>Rate</b>	3,9%	1,3%	
<b>Bestellungen nach Öffnung (beworbener Shop)</b>	4	5	ja, 99,9%
<b>Rate</b>	0,97%	0,10%	

Tabelle 70: Vergleich von Amazon als Empfehlung mit Amazon, wenn etwas anderes empfohlen worden wäre



## 6.4 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Entwicklung des E-Commerce in Deutschland (Warenumsatz) mit Prognose für 2014 nach (BVH, 2013).....	1
Abbildung 2: Aufbau der Dissertation.....	12
Abbildung 3: Einkaufsprozess im Internet (Maes, et al., 1999 S. 82f).....	14
Abbildung 4: E-Business-Infrastruktur (Cutler, et al., 2000 S. 10).....	15
Abbildung 5: Einflussfaktoren des Konsumentenverhaltens (Meffert, et al., 2008 S. 106), in Anlehnung an (Trommsdorff, 1998 S. 33).....	17
Abbildung 6: Ansätze der Käuferverhaltensforschung (Meffert, et al., 2008 S. 101) .....	18
Abbildung 7: Totalmodell nach Engel, Blackman und Kollat (Meffert, et al., 2008 S. 138).....	19
Abbildung 8: Wertfunktion der Prospect-Theorie (Reppenhagen, 2010 S. 43) ....	20
Abbildung 9: Internet Marketing und E-Commerce (Fritz, 2006 S. 28) .....	22
Abbildung 10: Entwicklung Werbeausgaben (Online Vermarkterkreis im BVDW, 2011) .....	23
Abbildung 11: Gründe für den Abbruch von Online-Bestellungen (Wegener, 2005 S. 411), Originalquelle: (Novomind AG, 2004 S. 25).....	24
Abbildung 12: Kundenlebenszyklus (Cutler, et al., 2000 S. 26) .....	25
Abbildung 13: Google-Adwords-Werkzeug mit Conversion-Raten .....	27
Abbildung 14: Online-Marketing-Disziplinen (Lammenett, 2012 S. 25) .....	29
Abbildung 15: Funktionsweise Affiliate Marketing (Beck, 1013 S. 5).....	30
Abbildung 16: Beispiel Publisher-Oberfläche eines Affiliate-Netzwerks (zanox)	33
Abbildung 17: Beispiel Advertiser-Oberfläche eines Affiliate Netzwerks (zanox)	34
Abbildung 18: die Grundmechanik von Bonusprogrammen (Lauer, 2011 S. 5)...	36
Abbildung 19: Funktionsweise des Cashback-Publisher Geschäftsmodells .....	38
Abbildung 20: Beispiel Nutzer-Kontoauszug (Andasa GmbH, 2013a) .....	38
Abbildung 21: Struktur einer E-Mail (Beck, 2006 S. 82).....	46
Abbildung 22: Formen der Opt-x Anmeldeverfahren (Hampel, 2011 S. 27).....	49

---

Abbildung 23: technische Kennzahlen des E-Mail-Marketings (Hampel, 2011 S. 35)	50
Abbildung 24: Closed-Loop-Prozess des E-Mail-Marketings (Hampel, 2011 S. 40)	53
Abbildung 25: Personalisierungsprozess (Stüber, 2011 S. 14).....	58
Abbildung 26: Modell Empfehlungsprozess (Höhfeld, et al., 2007 S. 266).....	61
Abbildung 27: Architektur GroupLens Empfehlungssystem (Sarwar, et al., 2000 S. 2)	62
Abbildung 28: Architektur eines Trust-Aware Recommender Systems (Massa, et al., 2004 S. 501).....	63
Abbildung 29: Cosinus-Maß (Granitzer, 2008 S. 44).....	74
Abbildung 30: Euklid-Distanz (Granitzer, 2008 S. 46).....	75
Abbildung 31: Collaborative Filtering mit Nutzer-Graphen .....	75
Abbildung 32: Beispiel eines einfachen Bayes'schen Netzes als Graph (Schwaiger, 2006 S. 18), Originalquelle (Russel, et al., 2003) .....	77
Abbildung 33: Beispiel für ein Bayes'sches Netz (a) BN, und ein Probablistic Relational Model (b) nach (Getoor, et al., 1999 S. 3).....	78
Abbildung 34: das Perceptron (Basheer, et al., 2000 S. 5).....	78
Abbildung 35: Centroid basiertes Clustering: .....	81
Abbildung 36: Darstellung hierarchischer Cluster im Dendrogramm (Pretzer, 2003 S. 16).....	82
Abbildung 37: Konzept des Dempster-Shafer-Modells (Cooley, 2000 S. 96) .....	84
Abbildung 38: Beispiel für einen Markov-Entscheidungsprozess nach (Kwiatkowska, et al., 2007 S. 9).....	86
Abbildung 39: Entscheidungsprozess mit DSS (Shim, et al., 2002 S. 114) .....	89
Abbildung 40: mögliche Datenqualitätsprobleme und zugehörige Maßnahmen (Knobloch, 2000 S. 32) .....	93
Abbildung 41: Datenanalysezyklus (Knobloch, 2000 S. 11).....	96
Abbildung 42: Problemtypen im Data Mining (Hippner, et al., 2001 S. 64) .....	99
Abbildung 43: Architektur eines typischen Data-Mining-Systems (Han, et al., 2006 S. 8).....	102

---

Abbildung 44: Data-Warehouse-Systemarchitektur (von Mauer, 2003 S. 169), Originalquelle (Böhnlein, et al., 2000).....	104
Abbildung 45: der Einsatz des Internet in der Marketing-Forschung (Fritz, 2006 S. 144) .....	118
Abbildung 46: interdisziplinäre Bezüge der Online-Forschung (Welker, 2009 S. 34) .....	120
Abbildung 47: Konsortialforschung im Überblick (Österle, et al., 2010a S. 278)	128
Abbildung 48: Komponenten des Software-Systems .....	134
Abbildung 49: iterative Methodenanwendung auf dem Data-Mining-System....	138
Abbildung 50: grafische Darstellung Gruppenseparation (Decker, et al., 2010 S. 499) .....	147
Abbildung 51: ein OLAP-Cube mit drei typischen Dimensionen (Manhart, 2008)	161
Abbildung 52: Beispiele für eine Fakt- und eine Dimensionstabelle (Kimball, et al., 2002).....	165
Abbildung 53: Fakt- und Dimensionstabellen eines Star-Schemas (Kimball, et al., 2002 S. 22).....	165
Abbildung 54: typische Struktur von Vorgehensmodellen zur Softwareauswahl (Wiese, 1998 S. 4).....	166
Abbildung 55: A/B-Testing am Beispiel zweier Varianten einer Website nach (Chopra, 2010).....	179
Abbildung 56: Star-Schema des Data Warehouses .....	182
Abbildung 57: physische und logische Systeme des ETL-Prozesses bei Andasa	183
Abbildung 58: vereinfachtes ERM des Andasa OLTP .....	185
Abbildung 59: die Andasa Plattform .....	186
Abbildung 60: Datenbank-Schema (Ausschnitt E-Mail Content Management) .	187
Abbildung 61: User Interface E-Mail-Template (Andasa GmbH, 2013b) .....	188
Abbildung 62: User Interface Buildingblocks (CMS) (Andasa GmbH, 2013b) .	189
Abbildung 63: User Interface Test Newsletter (Andasa GmbH, 2013b).....	189
Abbildung 64: Excel Pivot-Tabellen zur Auswertung der A/B-Tests .....	190
Abbildung 65: Datenbankschema – Ausschnitt Recommender .....	191
Abbildung 66: Recommender i.d. Kampagnenverwaltung (Andasa GmbH, 2013b)	192

---

Abbildung 67: Parameter eines Recommenders (Andasa GmbH, 2013b) .....	192
Abbildung 68: Buildingblock-Typen mit Recommendern (Andasa GmbH, 2013b).....	193
Abbildung 69: Parameter eines Buildingblock-Typs für Buildingblocks mit Recommendern (Andasa GmbH, 2013b) .....	194
Abbildung 70: Buildingblock mit Recommender (Andasa GmbH, 2013b) .....	194
Abbildung 71: Überprüfung der Empfehlungen (Andasa GmbH, 2013b) .....	195
Abbildung 72: Newsletter mit Empfehlung.....	196
Abbildung 73: Website mit Empfehlung (Andasa GmbH, 2013a).....	196
Abbildung 74: Auswertung ISONorm Benutzertest Einzelfaktoren, Abweichung Punkteanzahl vom Sollwert (15 Punkte) .....	200
Abbildung 75: Histogramm der Transaktionen pro Kunde .....	201
Abbildung 76: Plot Umsatzhöhe/Anzahl Transaktionen (ohne eBay).....	202
Abbildung 77: durchschnittlicher Umsatz pro Bestellung pro Nutzer ohne eBay.....	203
Abbildung 78: Histogramm durchschnittliche Umsatzhöhe/User mit eBay .....	203
Abbildung 79: Verteilung der Transaktionen auf die Shops .....	204
Abbildung 80: Anzahl aktiver Nutzer pro Jahr.....	205
Abbildung 81: Kauffrequenzen Andasa- Nutzer (weiß) / deutsche Internet-Nutzer (grau) (Institut für Demoskopie Allensbach) .....	206
Abbildung 82: Pivot Tabelle Excel: Transaktionen aus Kampagnen .....	209
Abbildung 83: Menge der Transaktionen über Anzahl der Klicks, linearer Fit ..	212
Abbildung 84: einfaches Bayes'sches Netz zur Umsatzhöhe eines Shops in Abhängigkeit von Wochentag u. Monat.....	216
Abbildung 85: Diskretisierungen und Verteilungen für Bayes'sches Netz in BayesiaLab .....	217
Abbildung 86: Berechnung Umsatzverteilung für Sonntage im Januar .....	218
Abbildung 87: Wahrscheinlichkeitsverteilung der Quellknoten <i>Wochentag</i> und <i>Monat</i> .....	219
Abbildung 88: Bayes'sches Netz für Klickdaten.....	219
Abbildung 89: Wahrscheinlichkeitsverteilungen Klicks 2010 .....	220
Abbildung 90: Tage mit höchstem Umsatz auf Klick-Basis .....	220

---

Abbildung 91: komplexeres Bayes'sches Netz zur Berechnung der Wirkung verschiedener Marketing-Kampagnen auf den Umsatz .....	221
Abbildung 92: Newsletter-Varianten Cashback-Wert.....	226
Abbildung 93: Beispiel personalisierter Newsletter (Gruppen A, B).....	233
Abbildung 94: Verteilung der Empfehlungen auf die Shops.....	234
Abbildung 95: Terminologie zu Inspektionsmethoden (Rudolph, 2011 S. 28), nach (Gray, et al., 1998).....	252
Abbildung 96: Ablauf der Software-Beurteilung (Bräutigam, 2003).....	261
Abbildung 97: Darstellung der Ergebnisse zweier Abteilungen (ergo-online) ...	263
Abbildung 98: Fragebogen 1 .....	269
Abbildung 99: Fragebogen 2 .....	273
Abbildung 100: Fragebogen 3 .....	277
Abbildung 101: Fragebogen 4 .....	281
Abbildung 102: Newsletter 4.5.2012, A: 55,5€.....	321
Abbildung 103: Newsletter 4.5. 2012, B: 5%.....	322
Abbildung 104: Newsletter 9.5.2012, A: 3,65€.....	323
Abbildung 105: Newsletter 9.5.2012, B: 5%.....	324
Abbildung 106: Newsletter 11.5.2012, A: 12,20€.....	325
Abbildung 107: Newsletter 11.5.2012, B: 5%.....	326
Abbildung 108: Newsletter 15.5.2012, A: 72,50€.....	327
Abbildung 109: Newsletter 15.5.2012, B: 5%.....	328
Abbildung 110: Newsletter 18.5.2012, A: 4,40€.....	329
Abbildung 111: Newsletter 18.5.2012, B: 5%.....	330
Abbildung 112: Newsletter 22.5.2012, A: 10,35 €.....	331
Abbildung 113: Newsletter 22.5.2012, B: 5%.....	332
Abbildung 114: Newsletter 29.8.2012 .....	333
Abbildung 115: Newsletter 19.6.2013, A: personalisierte Shop-Empfehlung ....	334
Abbildung 116: Newsletter 19.6.2013, B: Shop-Empfehlung Amazon .....	335

---

## 6.5 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Realisierung des vierstufigen Forschungsansatzes .....	9
Tabelle 2: Metriken für das E-Business (Teltzrow, et al., 2003 S. 331).....	26
Tabelle 3: Kampagnenvergleich mit Conversion-Rate.....	27
Tabelle 4: Grundfunktionen eines Affiliate-Softwaresystems.....	32
Tabelle 5: Kategorien und Unterkategorien von Publisher-Geschäftsmodellen ...	35
Tabelle 6: Formen des E-Mail-Marketings, nach (Hampel, 2011 S. 16ff).....	43
Tabelle 7: Übersicht Vor- und Nachteile des E-Mail-Marketings, eigene Darstellung in Erweiterung von (Hampel, 2011 S. 19ff) .....	44
Tabelle 8: E-Mail-Formate, eigene Darstellung nach (Hampel, 2011 S. 29ff) .....	47
Tabelle 9: Personalisierung- Vorteile für Nutzer (aufbauend auf (Stüber, 2011 S. 38)) .....	59
Tabelle 10: Empfehlungssystem-Kategorien nach (Burst, 2002 S. 2), erweiterte Darstellung .....	64
Tabelle 11: Vor- und Nachteile der Empfehlungssystem-Kategorien nach (Burst, 2002 S. 6), eigene, ergänzte Darstellung .....	69
Tabelle 12: mögliche Hybrid-Kombinationen nach (Burke, 2007 S. 381).....	70
Tabelle 13: Klassifikation Recommender-Techniken, Kombination nach (Adomavicius, et al., 2005 S. 742) und (Burst, 2002), aktualisiert u. ergänzt...	72
Tabelle 14: Übersicht über die Markov-Prozesse (Cassandra, 2009).....	87
Tabelle 15: Erhebungsverfahren im Internet nach (Buxel, 2002 S. 3), aktualisiert und erweitert.....	92
Tabelle 16: Phasen des Data-Mining-Prozesses (Wilde, 2001 S. 47f) .....	98
Tabelle 17: geeignete Methoden für Data-Mining-Problemtypen (Küsters, 2001 S. 137ff) .....	101
Tabelle 18: ETL-Teilprozesse (Kemper, et al., 2010 S. 28).....	105
Tabelle 19: Elemente des experimentellen Modells (Meffert, et al., 2008 S. 162f)	110
Tabelle 20: Vor- und Nachteile v. Labor- und Feldexperimenten (Homburg, 2008 S. 33) .....	110
Tabelle 21: Typen informaler Versuchsanlagen (Meffert, et al., 2008 S. 163) ...	111

---

Tabelle 22: Arten von Störeinflüssen nach Validitätskategorie (Fiege, 2008)....	117
Tabelle 23: Analyseverfahrenstypen nach betrachteten Variablen (Meffert, et al., 2008 S. 168ff).....	120
Tabelle 24: Zusammenfassung einiger statistischer Verfahren zum Test von Hypothesen (von Detten, et al., 2008 S. 9), Originalquelle (Glantz, 1997 S. 380) .....	121
Tabelle 25: Vor- und Nachteile des A/B-Testverfahrens (Ash, 2008 S. 214f)....	122
Tabelle 26: Beispiel einer möglichen Verteilung .....	124
Tabelle 27: Berechnung der Ergebnisse der Nullhypothese zum Beispiel .....	124
Tabelle 28: Entscheidungsregel beim $t$ -Test (Rasch, et al., 2004 S. 74) .....	126
Tabelle 29: Kriterien zur Auswahl von Data-Mining-Methoden in Anlehnung an (Küppers, 1999 S. 87; Hippner, et al., 2001 S. 98ff), eigene Darstellung .....	139
Tabelle 30: Bewertung ausgewählter Data-Mining-Methoden .....	154
Tabelle 31: Schwerpunkte der Methodenanwendung im Data-Mining-Prozess .	155
Tabelle 32: verfahrensspezifische Evaluationskriterien (Petersohn, 2005 S. 35)	156
Tabelle 33: Operationen für multidimensionale Datenstrukturen (Böhnlein, et al., 2000 S. 5f) .....	163
Tabelle 34: weitere Werkzeuge für Clusteranalysen (Frantz, 2007) .....	170
Tabelle 35: Vergleich Software-Tools für Bayes'sche Netze .....	172
Tabelle 36: Online-Marketing-Instrumente der Andasa GmbH .....	175
Tabelle 37: Kardinalitäten des Andasa Datenbestandes .....	183
Tabelle 38: Auswertungsmatrix ISONORM 9241-110-S (bao GmbH, 2007) ....	198
Tabelle 39: Gesamteinstufung der Software (bao GmbH, 2007) .....	199
Tabelle 40: die 30 Andasa-Partnershops mit den meisten Bestellungen .....	204
Tabelle 41: reichweitenstärkste Online Shops in Deutschland (Nielsen, 2011)..	207
Tabelle 42: ausgewählte Fragen für Methodengruppen .....	208
Tabelle 43: Shops mit der stärksten Korrelation – Nutzer bestellt in beiden .....	210
Tabelle 44: Korrelation Transaktionszahl beworbene Shops mit unbeworbenen Shops .....	211

---

---

Tabelle 45: Shops mit der stärksten Korrelation – Nutzer klickt beide an (ohne Amazon, eBay, gute-frage.net, Stayfriends) .....	213
Tabelle 46: Aufgaben und Kriterien bei der Evaluierung von Data-Mining-Ergebnissen nach (Hippner, et al., 2001 S. 114ff; Chapman, et al., 1999 S. 8,22ff, 70).....	222
Tabelle 47: Conversion-Raten Newsletter Varianten Cashback-Wert .....	226
Tabelle 48: Klick-Raten Newsletter bei verschiedenen Betreffzeilen.....	227
Tabelle 49: Öffnungsraten der Newsletter-Varianten 4.-22. Mai .....	228
Tabelle 50: Erwartungswerte .....	228
Tabelle 51: Öffnungsraten, Öffnungen und Klicks, Newsletter mit Euro-Wert..	229
Tabelle 52: Öffnungsraten, Öffnungen und Klicks, Newsletter mit Prozent-Wert	229
Tabelle 53: Klicks und Besteller, Newsletter mit Euro .....	230
Tabelle 54: Klicks und Besteller, Newsletter mit Prozent.....	230
Tabelle 55: Vergleich Öffnungsraten Gruppen A/B.....	234
Tabelle 56: Vergleich Shop-Aufrufe der Gruppen A und B.....	235
Tabelle 57: Vergleich Bestellungen der Gruppen A und B .....	235
Tabelle 58: Vergleich Aufrufe der jeweils beworbenen Shops .....	235
Tabelle 59: Vergleich Anzahl Bestellungen der jeweils beworbenen Shops .....	235
Tabelle 60: Vergleich Shop-Aufrufe nach Öffnungen der Gruppen A und B.....	236
Tabelle 61: Vergleich Bestellungen nach Öffnungen.....	236
Tabelle 62: Vergleich Aufrufe des beworbenen Shops nach Öffnungen .....	236
Tabelle 63: Vergleich Bestellungen in den beworbenen Shops nach Öffnungen	236
Tabelle 64: Hintergrund des ISONORM 9241/110-S Fragebogens (bao GmbH)	254
Tabelle 65: Eigenschaften der Newsletter .....	319
Tabelle 66: Öffnungszahlen 14 Tage nach Kampagnenstart .....	320
Tabelle 67: Klicks und Besteller.....	320
Tabelle 68: Vergleich Verhalten Cashback-Erhöhung/keine Cashback-Erhöhung	336
Tabelle 69: Vergleich Shops ohne Erhöhung mit Amazon .....	337
Tabelle 70: Vergleich von Amazon als Empfehlung mit Amazon, wenn etwas anderes empfohlen worden wäre .....	338

---



## 6.6 Literaturverzeichnis

**24/7 realmedia. 2005.** Behavioral Targeting Report. [Online] 7. 11 2005. [Zitat vom: 10. 5 2011.] <http://www.247realmedia.com/EN-US/news/Archives/2005-11-07.html>.

**Aaker, D. A., Kumar, V. und Day, G. S. 2006.** *Marketing Research*. 9. Aufl. New York u.a. : Wiley, 2006.

**Abdul-Rahman, Alfarez und Hailes, Stephen. 2000.** Supporting Trust in Virtual Communities. *Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences, 2000*. 2000, Bd. 1, S. 9ff.

**absatzwirtschaft.de. 2012.** Unternehmen gegen steigende E-Mail-Flut. *absatzwirtschaft.de*. [Online] Die absatzwirtschaft – Zeitschrift für Marketing, 3. 12 2012. [Zitat vom: 23. 3 2014.] <http://www.absatzwirtschaft.de/content/communication/news/unternehmen-gegen-steigende-e-mail-flut;78667>.

**Accenture, GfK.** privater Konsum - Umsatzanteile non-food. [Online] [Zitat vom: 3. 5 2011.] <http://www.mediasuccess.de/index.php?id=3>.

**Ackoff, R.L. 1974.** Systems, messes and interactive planning. *Redesigning the future: A Systems Approach to Societal Problems*. New York, London : Wiley, 1974, S. 417-438.

**Adler, Joseph. 2012.** *R in a Nutshell*. Köln : O'Reilly, 2012.

**Adolphs, K. 2004.** Markterfolg durch integratives Multichannel-Marketing - Konzeptionelle Grundlagen und empirische Ergebnisse. *Marketing - Zeitschrift für Forschung und Praxis*. 2004, Bd. 26, Nr. 4, S. 269-281.

**Adomavicius, Gediminas und Tuzhilin, Alexander. 2005.** Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. Juni 2005, Bd. 17, Nr. 6, S. 734-749.

**Adriaans, P. und Zantinge, D. 1996.** *Data Mining*. Harlow u.a. : Addison-Wessley, 1996.

**Affilinet GmbH. 2013.** *Geschäftsmodelle*. [Online] 2013. [Zitat vom: 11. 12 2013.] <https://www.affili.net/de/Publisher/Geschaeftsmodelle.aspx>.

**Agarwal, D., et al. 2008.** Online models for content optimization. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2008, Bd. 8, S. 17-24.

**Aggarwal, Charu C., et al. 1999.** Horting Hatches an Egg: A New Graph-Theoretic Approach to Collaborative Filtering. *KDD '99 Proceedings of the fifth ACM SIGKDD*

*International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York : ACM, 1999, S. 201-212.

**Agrawal, Rakesh, Ieong, Samuel und Velu, Raja. 2011.** Optimizing Merchant Revenue with Rebates. *WSDM '11 Proceedings of the Fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. New York : ACM, 2011, S. 395-404.

**Agrawal, Rakesh, Imielinski, Tomasz und Swami, Arun. 1993.** Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases. *SIGMOD Conference*. 1993, S. 207-216.

**Aholt, Andreas. 2008.** *Die Rechnungsgestaltung als Innovatives Marketing-Instrument. Dissertation*. Hamburg : Gabler, 2008.

**Alba, J. W., et al. 1997.** Interactive Home Shopping: Consumer, Retailer, and Manufacturer Incentives to Participate in Electronic Marketplaces. *Journal of Marketing*. 1997, Bd. 61, Nr. 3, S. 38-53.

**Albers, Sönke und Jochims, Heike. 2003.** Erscheinungsformen, strategische Bedeutung und Gestaltung von Online Kooperationen. [Hrsg.] Marion Büttgen und Fritjof Lücke. *Online Kooperationen - Erfolg im E-Business durch strategische Partnerschaften*. Wiesbaden : Gabler, 2003.

**Albrecht, Günter. 1974.** *Statistische Forschungsstrategien*. [Hrsg.] Jürgen van Koolwijk und Maria Wicken-Mayser. München : Oldenbourg, 1974. Bd. 6, Techniken der empirischen Sozialforschung.

**Aljughada, Muhammad, Seneca, Sylvain und Daoust, Charles-Etienne. 2010.** Information Overload and Usage of Recommendations. *Proceedings of the ACM RecSys 2010 Workshop on User-Centric Evaluation of Recommender Systems and Their Interfaces*. Barcelona, Spain : CEUR-WS.org, 2010.

**Allen, C. Kania, D. und Yaeckel, B. 2001.** *One-to-One Web Marketing*. 2nd ed. New York : Wiley, 2001.

**Alpaydin, Ethem. 2010.** *Introduction To Machine Learning*. 2nd ed. Cambridge, Massachusetts : MIT Press, 2010.

**American Marketing Association.** Marketing Power- Dictionary. [Online] [Zitat vom: 9. 12 2013.] [http://www.marketingpower.com/\\_layouts/dictionary.aspx](http://www.marketingpower.com/_layouts/dictionary.aspx).

**American Psychological Association. 2002.** Ethical Principles of Psychologists and Code of Conduct. *American Psychologist*. 2002, Bd. 57, Nr. 12, S. 1060-1073.

**Amthor, Axel und Brommund, Thomas. 2010.** *Mehr Erfolg durch Web Analytics: Ein Leitfaden für Marketer und Entscheider*. München : Carl Hanser Verlag, 2010.

---

- Andasa GmbH. 2013b.** Backoffice. *Andasa*. [Online] 1. 1 2013b. [Zitat vom: 4. 10 2014.] <https://bo.andasa.de>.
- . **2013a.** meinAndasa. [Online] 2013a. [Zitat vom: 1. 6 2013.] <https://www.andasa.de/account.html>.
- Ankerst, Michael, et al. 1999.** OPTICS: Ordering Points to Identify the Clustering Structure. [Hrsg.] Axel Delis, Christos Faloutsos und Sharam Ghandeharizadeh. *ACM SIGMOD Record*. 1999, Bd. 28, 2, S. 49-60.
- Ansari, A. und Mela, C. 2003.** E-Customization. *Journal of Marketing Research*. May 2003, Bd. XL, S. 131-145.
- Ansari, A., Essegaier, S. und Kohli, R. 2000.** Internet Recommendation Systems. *Journal of Marketing Research*. 2000, Bd. 37, Nr. 3, S. 363-375.
- Arens, W. F., Weigold, M. F. und Arens, C. 2009.** *Contemporary Advertising*. 12. Aufl. Boston : McGraw-Hill, 2009.
- Ariely, D., Lynch, J. G., Jr. und Aparicio, M. I. 2004.** Learning by Collaborative and Individual-based Recommendation Agents. *Journal of Consumer Psychology*. 2004, Bd. 14, Nr. 1/2, S. 81-95.
- Arntz, Timo. 2007.** *Data Warehouse- Anforderungen an ein Unternehmen: Definition, Aufbau und Vorteile des Data Warehouse-Systems*. München : GRIN Verlag, 2007.
- Aronson, E., Ellsworth, P., Carlsmith, J. M., & Gonzales, M. 1990.** *Methods of research in social psychology*. 2nd ed. New York : McGraw-Hill, 1990.
- Arora, N., et al. 2008.** Putting One-to-One Marketing to Work: Personalization, Customization, and Choice. *Marketing Letters*. 2008, Bd. 19, Nr. 3/4, S. 305–321.
- Asanger, R und Wenninger, G. 1999.** *Handwörterbuch Psychologie*. Weinheim : Beltz Psychologie Verlags Union, 1999.
- Aschoff, M. 2009.** E-Mail-Marketing im Marketing-Mix. [Hrsg.] T. Schwarz. *Leitfaden E-Mail-Marketing 2.0. E-Mailings, Newsletter und Kampagnen professionell gestalten*. Waghäusel : marketing-Börse, 2009.
- . **2005.** *Professionelles Direkt- und Dialogmarketing per E-Mail*. 2. Aufl. München, Wien : Carl Hanser Verlag, 2005.
- Ash, Tim. 2008.** *Landing Page Optimization: the Definitive Guide to Testing and Tuning for Conversions*. Indianapolis : Wiley, 2008.
- Ausschuss für Definitionen zu Handel und Distribution. 2006.** *Katalog E, Definitionen zu Handel und Distribution*. 5. Aufl. Köln : Universität Köln, Institut für Handelsforschung, 2006.
-

- Bäck, Thomas und Schütz, Martin. 2000.** Evolutionäre Algorithmen im Data Mining. [Buchverf.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000.
- Backhaus, K., et al. 2006.** *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung*. Berlin : Springer, 2006.
- Badenberg, S. 2009.** Wichtige Grundlagen: Format und Gestaltung. [Buchverf.] T. Schwarz. *Leitfaden E-Mail-Marketing 2.0, E-Mailings, Newsletter und Kampagnen professionell gestalten*. Waghäusel : marketing-BÖRSE, 2009, S. 65-74.
- Baele, Russell. 2007.** Supporting serendipity: Using ambient intelligence to augment user exploration for data mining and web browsing. *International Journal of Human-Computer Studies*. 2007.
- Baeza-Yates, Ricardo und Ribeiro-Neto, Berthier. 1999.** *Modern Information Retrieval*. New York : ACM Press Books, 1999.
- Baggott, Chris. 2007.** *Email Marketing By the Numbers: How to Use the World's Greatest Marketing Tool to Take Any Organization to the Next Level*. New Jersey : Wiley & Sons, 2007.
- Balabanovic, M. und Shoham, Y. 1997.** Fab: Content-Based, Collaborative Recommendation. *Communications of the ACM*. 1997, Bd. 40, Nr. 3, S. 66-72.
- Balabanovic, Marko. 1997.** An Adaptive Web Page Recommendation Service. [Hrsg.] W. Lewis E. Johnson und Barbara Hayes-Roth. *AGENTS '97 Proceedings of the First International Conference on Autonomous Agents*. NewYork : ACM, 1997, S. 378-385.
- Balzert, Helmut. 2000.** *Lehrbuch der Software-Technik – Software-Entwicklung*. Heidelberg : Spektrum, 2000.
- Bange, C. und Veth, C. 2001.** Dem Kunden ein Gesicht geben. *eCRM, Zeitschrift für das Management von Kundenbeziehungen*. 2001, 6 + 7, S. 12-20.
- Bankhofer, Udo. 2004.** Data Mining und seine betriebswirtschaftliche Relevanz. *Betriebswirtschaftliche Forschung und Praxis (BFuP)*. 2004, Bd. 56, Nr. 4, S. 395-412.
- Bänsch, Axel. 1998.** *Einführung in die Marketing-Lehre*. 4. Aufl. München : Vahlen, 1998.
- . **2002.** *Käuferverhalten*. 9. Aufl. München : Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2002.
- bao GmbH. 2007.** Anleitung zur Benutzung der Auswertungsmatrix der ISONORM-Befragung. *Seikumu - Software-Einführung in kleinen und mittleren Unternehmen*. [Online] 7. 6 2007. [Zitat vom: 5. 5 2013.] <http://www.seikumu.de/de/dok/dok-echtbetrieb/Anleitung-Auswertungsmatrix-ISONORM-Befragung.pdf>.
-

—. Hintergrund des ISONORM 9241/110-S Fragbogens. *Seikumu - Software-Einführung in kleinen und mittleren Unternehmen*. [Online] [Zitat vom: 5. 5 2013.] <http://www.seikumu.de/de/dok/dok-echtbetrieb/Hintergrund-ISONORM-9241-110-S.pdf>.

**Barbaro, Michael und Zeller, Tom Jr. 2006.** A Face Is Exposed for AOL Searcher No. 4417749. [Online] 8 2006. [Zitat vom: 9. 3 2011.] [http://www.nytimes.com/2006/08/09/technology/09aol.html?\\_r=1](http://www.nytimes.com/2006/08/09/technology/09aol.html?_r=1).

**Barg, C-D. 1981.** Die Tests in der Werbung. [Hrsg.] Bruno Tietz. *Die Werbung, Handbuch der Kommunikations- und Werbewirtschaft*. Landsberg : Verlag Moderne Industrie, 1981, S. 925-955.

**Barnes, Stuart J. und Vidgen, Richard T. 2002.** An Integrative Approach to the Assessment of E-Commerce Quality. *Journal of Electronic Commerce Research*. 2002, Bd. 3, Nr. 3, S. 114-127.

**Bartel, Wolfgang, Schwarz, Stefan und Strasser, Gerhard. 2000.** Der ETL-Prozess des Data-Warehousing. [Hrsg.] Reinhard Jung und Robert Winter. *Data Warehousing Strategie: Erfahrungen, Methoden, Visionen*. Berlin u.a. : Springer, 2000.

**Basheer, I.A. und Hajmeer, M. 2000.** Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*. 2000, Nr. 43.

**Baskerville, Richard und Pries-Heje, Jan. 2010.** Erklärende Designtheorie. *Wirtschaftsinformatik*. 2010, 05.

**Bauer, Andreas und Günzel, Holger. 2009.** *Data-Warehouse-Systeme: Architektur, Entwicklung, Anwendung*. 3. Auflage. Heidelberg : dpunkt, 2009.

**Bauer, Christoph. 2011.** Controlling von Online-Marketing Grundlagen – Anwendungsfelder – Praxisbeispiele. [Hrsg.] Christoph Bauer und Goetz Hopf, Gregor Greve. *Online Targeting und Controlling*. Wiesbaden : Gabler, 2011.

**Bauer, H. H., Mäder, R. und Fischer, C. 2001.** *Determinanten der Werbewirkung von Markenhompages, Arbeitspapier Nr. W050*. Mannheim : Institut für Marktorientierte Unternehmensführung Mannheim, 2001.

**Bauer, Hans H. und Hammerschmidt, M. 2004.** Ansatzpunkte einer Marketing-Konzeption für elektronische Handelsplattformen. [Hrsg.] Hans H. Bauer und Frank Huber. *Strategien und Trends im Handelsmanagement: Disziplinübergreifende Herausforderungen und Lösungsansätze*. München : Vahlen, 2004, S. 335-360.

**Baumann, Claude.** Das Kalman Filter wird 50. *Convict Épiscopeal de Luxembourg*. [Online] [Zitat vom: 21. 09 2012.] [http://www.convict.lu/htm/rob/Das%20Kalman%20Filter%20wird%2050\\_v\\_1.4.pdf](http://www.convict.lu/htm/rob/Das%20Kalman%20Filter%20wird%2050_v_1.4.pdf).

- Bayesia SAS. 2014.** Bayesia. [Online] 2014. [Zitat vom: 26. 3 2014.] <http://www.bayesia.com>.
- Bechwati, N. N. und Xia, L. 2003.** Do Computers Sweat? The Impact of Perceived Effort of Online Decision Aids on Consumers' Satisfaction with the Decision Process. *Journal of Consumer Psychology*. 2003, Bd. 12, Nr. 1/2, S. 139-148.
- Beck, Johannes. 1013.** *Akzeptanzstudie - Affiliate Marketingformen im Bereich B2C. Diplomarbeit.* München : Grin Verlag, 1013.
- Beck, K. 2006.** *Computervermittelte Kommunikation im Internet.* München : Oldenbourg, 2006.
- Becker, J., et al. 2008.** Forschungsmethodik einer Integrationsdisziplin – Eine Fortführung und Ergänzung zu Lutz Heinrichs "Beitrag zur Geschichte der Wirtschaftsinformatik" Aus gestaltungsorientierter Perspektive. [Hrsg.] Jörg Becker, Helmut Krcmar und Björn Niehaves. *Wissenschaftstheorie und gestaltungsorientierte Wirtschaftsinformatik.* Heidelberg : Physica Verlag, 2008.
- Becker, J., Rosemann, M. und Schütte, R. 1995.** Grundsätze ordnungsmäßiger Modellierung. *Wirtschaftsinformatik*. 1995, Bd. 37, 5, S. 435-445.
- Becker, Jochen. 2012.** *Marketing-Konzeption: Grundlagen des zielstrategischen und operativen Marketing-Managements.* 10. Aufl. München : Vahlen, 2012.
- Becker, Jörg. 2010.** Prozess der gestaltungsorientierten Wirtschaftsinformatik. [Hrsg.] Hubert Österle, Robert Winter und Walter Brenner. *Gestaltungsorientierte Wirtschaftsinformatik. Ein Plädoyer für Rigor und Relevanz.* St. Gallen : infowerk.ag, 2010, S. 13-18.
- Becker, Jörg und Pfeiffer, Daniel. 2006.** Beziehungen zwischen behavioristischer und konstruktionsorientierter Forschung in der Wirtschaftsinformatik. [Hrsg.] Stephan Zelewski und Naciye Akca. *Fortschritt in den Wirtschaftswissenschaften.* Wiesbaden : DUV, 2006, S. 1-17.
- Bell, Gordon H., Ledolter, Johannes und Swersey, Arthur J. 2006.** Experimental design on the front lines of marketing: Testing new ideas to increase direct mail sales. *Intern. J. of Research in Marketing*. 2006, Bd. 23, S. 309-319.
- Bell, M. und Küsters, U. 2000.** Zeitreihenanalyse und Prognoseverfahren: Ein methodischer Überblick über klassische Ansätze. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases.* Wiesbaden : Vieweg, 2000, S. 255-297.
- Bell, Robert M. und Koren, Yehuda. 2007.** Lessons from the Netflix Prize Challenge. *SIGKDD Explorations Newsletter*. 2007, Bd. 9, Nr. 2, S. 75-79.
-

- Bellman, Richard Ernest. 1957.** *Dynamic Programming*. (Bolder Reprint 2003). Princeton : Princeton University Press, 1957.
- Bellotti, Victoria, et al. 2008.** Activity-Based Serendipitous Recommendations with the Magitti Mobile Leisure Guide. *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI 2008)*. New York : ACM, 2008.
- Belz, Christian, et al. 2008.** *Interaktives Marketing. Neue Wege zum Dialog mit dem Kunden*. Wiesbaden : Gabler, 2008.
- Benediktova, Barbora und Nevosad, Lukas. 2008.** *Affiliate Marketing. Perspective of content providers. master thesis*. Luleå : Department of Business Administration and Social Sciences, Luleå University of Technology, 2008.
- Bensberg, F. und Weiß, T. 1999.** Web Log Mining als Marktforschungsinstrument für das World Wide Web. *Wirtschaftsinformatik*. 1999, Nr. 5, S. 426-432.
- Berekoven, L., Eckert, W. und Ellenrieder. 2006.** *Marktforschung: Methodische Grundlagen und praktische Anwendung*. 11. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2006.
- Berkovsky, Shlomo und Freyne, Jill. 2010.** Group-based recipe recommendations: analysis of data aggregation strategies. *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*. New York, NY, USA : ACM, 2010, S. 111–118.
- Berry, Michael J.A. und Linoff, Gordon. 1997.** *Data Mining Techniques - For Marketing, Sales and Customer Support*. New York : John Wiley & Sons, 1997.
- Bettman, R. R. 1979.** Memory Factors in Consumer Choice: A Review. *The Journal of Marketing*. 1979, Bd. 43, Nr. 2, S. 37-53.
- Biesenbender, Sophie und Riechert, Mathias. 2013.** Policy-Entwicklung als ‚Design Science‘: Das Projekt „Spezifikation Kerndatensatz Forschung“. [Hrsg.] Dieter Lenzen und Holger Fischer. *Change: Hochschule der Zukunft*. Hamburg : s.n., 2013, S. 157-161.
- Bilek, Christian. 2009.** *ECRM- Kundenbindung im E-Business: Kundenbindung im Internet*. München : GRIN, 2009.
- Billsus, D. und Pazzani, M. 1998.** Learning Collaborative Information Filters. *Proceedings 15th International Conf. on Machine Learning*. San Francisco : Morgan Kaufmann, 1998, S. 46-54.
- BITKOM. 2008.** Presseinformation Lesen der privaten E-Mails. [Online] 26. 10 2008. [Zitat vom: 23. 3 2014.] [http://www.bitkom.org/files/documents/BITKOM\\_Presseinfo\\_Lesen\\_der\\_privaten\\_Mails\\_26\\_10\\_2008.pdf](http://www.bitkom.org/files/documents/BITKOM_Presseinfo_Lesen_der_privaten_Mails_26_10_2008.pdf).
-

- Blattberg, R. C., Kim, B.-D. und Neslin, S. A. 2008.** *Database Marketing- Analyzing and Managing Customers*. New York : Springer, 2008.
- Blatter-Constantin, M. 2003.** *Marketingenerfolg im Internet*. Zürich : Orell Fuessli, 2003.
- Blechsmidt, Manuel. 2011.** *An architecture for evaluating recommender systems in real world scenarios. Master thesis*. Potsdam : HPI, 2011.
- Blomberg, J., et al. 1993.** Ethnographic Field Methods and Their Relation to Design. [Hrsg.] D. Schuler und A. Nanioka. *Participatory Design: Principles and Practices*. Hillsdale, NJ : Lawrence Erlbaum Associates, 1993, S. 123-155.
- Blum, A., Hellerstein, L. und Littlestone, N. 1995.** Learning in the Presence of Finitely or Infinitely Many Irrelevant Attributes. *Journal of Computer and System Sciences*. 1995, Bd. 50, Nr. 1, S. 32-40.
- Bly, Robert. 2009.** *The Marketing Plan Handbook. Develop Big-Picture Marketing Plans for Pennies*. Madison : J. L. Calmes, 2009.
- Böcker, F., Kieselbach, B. 1974.** *Formale Feldexperimente als Instrumente der Absatzforschung, Arbeitspapier*. Erlangen-Nürnberg : betriebswirtschaftliches Institut der Universität Erlangen-Nürnberg, 1974. Bd. 25.
- Boersma, Thorsten. 2010.** Warum Web-Exzellenz Schlüsselthema für erfolgreiche Händler ist. [Hrsg.] Gerrit Heinemann und Andreas Haug. *Web-Exzellenz im E-Commerce. Innovation und Transformation im Handel*. Wiesbaden : Gabler, 2010, S. 21-41.
- Böhler, H. 2004.** *Marktforschung*. 3. Aufl. Stuttgart : Kohlhammer, 2004.
- Böhnlein, M. und Ulbrich-vom Ende, A. 2000.** Grundlagen des Data Warehousing - Modellierung und Architektur. *Bamberger Beiträge zur Wirtschaftsinformatik Nr. 55*. 2000.
- Bollen, Dirk, et al. 2010.** Understanding choice overload in recommender systems. *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*. New York, NY, USA : ACM, 2010, S. 63–70.
- Bollinger, T. 1996.** Assoziationsregeln - Analyse eines Data Mining Verfahrens. *Informatik Spektrum*. 1996, Bd. 19, S. 257-261.
- Bonfrer, A. und Drèze, X. 2009.** Real-Time Evaluation of Email Campaign Performance. *Marketing Science*. 2009, Bd. 28, Nr. 2, S. 251-263.
- Bonne, T. und Arminger, G. 2000.** Diskriminanzanalyse. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000.
-



- Borcard, Daniel, Gillet, Francois und Legendre, Pierre. 2011.** *Numerical Ecology with R*. New York u.a. : Springer, 2011.
- Borgelt, C. and Kruse, R. 1998.** Attributauswahlmaße für die Induktion von Entscheidungsbäumen: Ein Überblick. [Hrsg.] G. Nakhaeizadeh. *Data Mining: theoretische Aspekte und Anwendungen*. Heidelberg : Physika, 1998, S. 77-98.
- Bortz, J. 2005.** *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*. 6. Aufl. Heidelberg : Springer, 2005.
- Bortz, J. und Döring, N. 2002.** *Forschungsmethoden und Evaluation für Human- und Sozialwissenschaftler*. Berlin u.a. : Springer, 2002.
- Bortz, Jürgen und Schuster, Christof. 2010.** *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*. 7. Aufl. Berlin u.a. : Springer, 2010.
- Bosanac, Dejan. 2008.** *Scripting in Java: Languages, Frameworks, and Patterns*. Upper Saddle River u.a. : Addison Wesley, 2008.
- Bosch, Karl. 2007.** *Basiswissen Statistik. Einführung in die Grundlagen der Statistik mit zahlreichen Beispielen und Übungsaufgaben mit Lösungen*. München : Oldenbourg, 2007.
- Bosnjak, Michael. 2003.** Web-basierte Fragebogenuntersuchungen – Methodische Möglichkeiten, aktuelle Themen und Erweiterungen. *Online-Erhebungen. Reihe Sozialwissenschaftliche Tagungsberichte*. 2003, Bd. 7.
- Bourier, G. 2011.** *Wahrscheinlichkeitsrechnung und schließende Statistik. Praxisorientierte Einführung. Mit Aufgaben und Lösungen*. 7. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2011.
- Box, George E.P. und Jenkins, G.M. 1970.** *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco : Holden-Day, 1970.
- Boyd, Danah M. und Ellison, Nicole B. 2007.** Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*. 2007, Bd. 13, Nr. 1, S. 210-230.
- Boztuğ, Y. und Hildebrandt, L. 2000.** Nichtparametrische Methoden zur Schätzung von Responsefunktionen. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing - Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000, S. 241-254.
- Brade, Joachim M. und Zöller, Oliver H. 2009.** *Praktische Grundlagen Biostatistik und SAS*. Berlin : Lehmanns Media, 2009.
- Bradley, N. 2007.** *Marketing Research: Tools and Techniques*. New York : Oxford University Press, 2007.
-

- Brandt, Björn. 2010.** *Make-or-Buy bei Anwendungssystemen: Eine empirische Untersuchung der Entwicklung und Wartung betrieblicher Anwendungssoftware.* Wiesbaden : Gabler, 2010.
- Bräutigam, L. 2003.** Beteiligungsorientierter Einsatz des ISONORM-Fragebogens. *ergo online*. [Online] 13. 11 2003. [Zitat vom: 13. 5 2013.] [http://www.ergo-online.de/site.aspx?url=html/software/verfahren\\_zur\\_beurteilung\\_der/beteiligungsorientierter\\_eins.htm](http://www.ergo-online.de/site.aspx?url=html/software/verfahren_zur_beurteilung_der/beteiligungsorientierter_eins.htm).
- Breese, John S., Heckerman, David und Kadie, Carl. 1998.** Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering. *Proceedings of the Fourteenth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. 1998, S. 43-52.
- Breidert, Christian. 2002.** Recommender Systems in E-Commerce Applications. diploma thesis. [Online] 21. 6 2002. [Zitat vom: 7. 3 2014.] <http://www.breidert.net/go/academics/diploma/mainColumnParagraphs/00/document/diplomarbeit.pdf>.
- Breiman, L., et al. 1984.** *Classification and Regression Trees*. Belmont : Wadsworth International, 1984.
- Breur, T. 2007.** How to evaluate campaign response - Therelative contribution of data mining models and marketing execution. *Journal of Targeting, Mesurement an Analysis for Marketing*. 2007, Bd. 15, Nr. 2, S. 103-112.
- Briesch, R., et al. 2002.** A meta-analysis of the impact of price presentation on perceived savings. *Journal of Retailing*. 2002, Bd. 78, S. 101-118.
- Bröder, Arndt. 2011.** *Versuchsplanung und Experimentelles Praktikum*. Göttingen : Hogrefe, 2011.
- Brondmo, H. P. 2001.** *The Eng@ged Customer*. London : Piatkus Books, 2001.
- Brooke, J. 1996.** SUS – A quick and dirty usability scale. [Hrsg.] Patrick W. Jordan, et al. *Usability Evaluation in Industry*. London u.a. : Taylor & Francis, 1996, S. 189-194.
- Brosius, Felix. 2011.** *SPSS 19*. Heidelberg u.a. : mitp, 2011.
- Brown, B. C. 2007.** *The Complete Guide to E-Mail Marketing: How to create successful, spam-free campaigns to reach your target audience and increase sales*. Ocala : Atlantic Publishing, 2007.
- Brown, Steven R. und Melamed, Lawrence E. 1990.** *Experimental Design and Analysis*. Newbury Park : Sage, 1990.
- Brown, T. 2008.** Design thinking. *Harvard Business Review*. 2008, Bd. 86, 6, S. 84.
-

- Bruhn, M. 2009.** *Kommunikationspolitik: Systematischer Einsatz der Kommunikation für Unternehmen*. 5. Aufl. München : Vahlen, 2009.
- Bruhn, M. und Homburg, C. 2004.** *Gabler Lexikon Marketing*. 2. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2004.
- Bründl, Monika Elisabeth. 2001.** *Lexikalische Dynamik: Kognitiv-linguistische Untersuchungen am englischen Computerwortschatz*. Tübingen : Max Niemeyer Verlag, 2001.
- Bruns, J. 2007.** *Direktmarketing*. 2. Aufl. Ludwigshafen : Kiehl, 2007.
- Buchanan, R. 1992.** Wicked problems in design thinking. *Design Issues*. 1992, Bd. 8, 2, S. 5-21.
- Bühl, Achim. 2008.** *SPSS 16: Einführung in die moderne Datenanalyse*. 11. Aufl. München : Pearson Studium, 2008.
- Bühner, M. 2011.** *Einführung in die Test- und Fragebogenkonstruktion*. 3. Aufl. München : Pearson Studium, 2011.
- Bühner, Markus und Ziegler, Matthias. 2009.** *Statistik für Psychologen und Sozialwissenschaftler*. München : Pearson Studium, 2009.
- Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF). 2004.** Bundesbericht Forschung 2004. [Online] 30. 8 2004. [Zitat vom: 5. 9 2014.] <http://www.bmbf.de/pub/bufo2004.pdf>.
- Bundesverband Digitale Wirtschaft (BVDW) e.V. 2009.** Targeting. Begriffe und Definitionen. [www.bvdw.org](http://www.bvdw.org). [Online] 26. 3 2009. [Zitat vom: 21. 1 2014.] <http://www.bvdw.org/mybvdw/media/download/bvdw-ak-targeting-defintionen-20090922.pdf?file=1137>.
- Bundesverfassungsgericht. 1983.** *Volkszählungsurteil*. 1983.
- Büning, Herbert. 1991.** *Robuste und adaptive Tests*. Berlin u.a. : de Gruyter, 1991.
- Burke, R. D., Hammond, Kristian J. und Young, Benjamin C. 1997.** The FindMe Approach to Assisted Browsing. *IEEE Expert*. 1997, Bd. 12, Nr. 4, S. 32-40.
- Burke, R. 2007.** Hybrid Web Recommender Systems. [Hrsg.] Peter Brusilovski, Alfred Kobsa und Wolfgang Nejdl. *The Adaptive Web. Methods and Strategies of Web Personalization*. Berlin u.a. : Springer, 2007, S. 377-408.
- . 2000. Knowledge-Based Recommender Systems. [Hrsg.] A. Kent. *Encyclopedia of Library and Information Systems*. New York : Marcel Dekker, 2000, Bd. 69, Supplement 32.
-

- Burke, Robin. 1999.** Integrating Knowledge-based and Collaborative-filtering Recommender Systems. *Artificial Intelligence for Electronic Commerce: Papers from the AAAI Workshop (AAAI Technical Report WS-99-0 1)*. Menlo Park : AAAI, 1999, S. 69-72.
- Burst, M. 2002.** *Werbewirkungsforschung: Theorien, Methoden, Anwendungen*. München : SevenOne Media, 2002.
- Busch, R., Fuchs, W. und Unger, F. 2008.** *Integriertes Marketing: Strategie - Organisation - Instrumente*. 4. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2008.
- BusinessDirectory.com. 2014.** baseline. [Online] WebFinance, Inc., 2014. [Zitat vom: 6. 9 2014.] <http://www.businessdictionary.com/definition/baseline.html>.
- Buss, A. 2009.** *Internet Marketing*. München : Pearson Deutschland, 2009.
- Büttner, K. 2007.** *E-Mail- und Newslettermarketing*. Düsseldorf : Data Becker, 2007.
- Buxel, Holger. 2002.** Customer Profiling im Internet: den Kunden im Visier. *absatzwirtschaft.de*. [Online] 2002. [Zitat vom: 12. 9 2011.] <http://www.absatzwirtschaft.de/pdf/sf/Buxel.pdf>.
- BVH - Bundesverband des deutschen Einzelhandels. 2010.** TNS-Studie 2010. [Online] 2010. [Zitat vom: 3. 5 2011.] <http://www.versandhandel.org/zahlen-und-fakten/allgemeines/>.
- BVH. 2013.** Jahresprognose 2013 für den Interaktiven Handel mit Waren (in Deutschland). *Bundesverband des Deutschen Versandhandels e.V. (bvh)*. [Online] 2013. [Zitat vom: 21. 1 2014.] <http://www.bvh.info/zahlen-und-fakten/allgemeines/>.
- BVH und Trusted Shops. 2013.** Studie Effizienz von Marketingkanälen im On- und Offline-Bereich des interaktiven Handels. *Verband für Digitale Wirtschaft*. [Online] 25. 7 2013. [Zitat vom: 23. 3 2014.] <http://www.bvdw.org/medien/studie-e-mail-marketing-ist-effizientestes-online-marketing-instrument?media=4965>.
- Cambridge Business English Dictionary.** Cambridge Business English Dictionary. *Cambridge Dictionaries Online*. [Online] Cambridge University Press. [Zitat vom: 28. 3 2014.] <http://dictionary.cambridge.org/dictionary/business-english/double-opt-in>.
- Cao, Yukun und Li, Yunfeng. 2007.** An intelligent fuzzy-based recommendation system for consumer electronic products. *Expert Systems with Applications*. 2007, 33, S. 230-240.
- Caples, John. 1975.** *Tested Advertising Methods*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall, 1975.
- Cassandra, A. R. 2009.** POMDP FAQ. *POMDP*. [Online] 2009. [Zitat vom: 24. 3 2014.] <http://www.pomdp.org/faq.shtml>.
-

- Castagnos, Sylvain, Jones, Nicolas und Pu, Pearl. 2010.** Eye-tracking product recommenders' usage. *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*. New York, NY, USA : ACM, 2010, S. 29–36.
- Castillo, E., Gutierrez, J. M. und Hadi, A. S. 1997.** *Expert Systems and Probabilistic Network Models*. Berlin : Springer, 1997.
- Celma, Òscar. 2010.** *Music Recommendation and Discovery. The Long Tail, Long Fail, and Long Play in the Digital Music Space*. Heidelberg u.a. : Springer, 2010.
- Chaffey, D. 2007a.** *E-Business and E-Commerce Management*. 3rd ed. Harlow : Prentice Hall, 2007a.
- . **2007.** *Total E-mail Marketing- Maximizing your results from Integrated E-marketing*. 2nd ed. Oxford : Butterworth-Heinemann, 2007.
- Chaffey, D., et al. 2009.** *Internet Marketing: Strategy, Implementation and Practice*. Harlow : Prentice Hall, 2009.
- Chambers, John. 2008.** *Software for Data Analysis: Programming with R*. New York : Springer, 2008. 978-0-387-75935-7.
- Chamoni, Peter. 2000.** On-Line Analytical Processing (OLAP). [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000.
- Chapman, P., et al. 1999.** *The CRISP-DM process model*. 1999.
- Charlesworth, A. 2009.** *Internet Marketing: a Practical Approach*. Oxford : Butterworth-Heinemann, 2009.
- Chatterjee, Patrali. 2002.** Interfirm alliances in online retailing. [Hrsg.] Elsevier. *Journal of Business Research*. 2002, Bd. 57, S. 714-723.
- Chen, Pei-Yu und Wu, Shin-yi. 2007.** Does Collaborative Filtering Technology Impact Sales? Empirical Evidence from Amazon.Com. *SSRN*. [Online] 2007. [Zitat vom: 15. 3 2014.] Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1002698>. <http://ssrn.com/abstract=1002698>.
- Chen, S.S., Monroe, K.B. und Iou, Y. 1998.** The Effects of Framing Price Promotion Messages on Consumers' Perceptions and Purchase Intentions. *Journal of Retailing*. 1998, Bd. 74, 3, S. 353-372.
- Chen, Y.H. und George, E.I. 1999.** A Bayesian Model for Collaborative Filtering. *Proceedings of the 7th International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics*. San Francisco : Morgan Kaufman Publishers, 1999.
-

- Chen, Yiling, et al. 2008.** Sharing Online Advertising Revenue with Consumers. *Internet and Network Economics - Lecture Notes in Computer Science (LNCS)*. 2008, Bd. 5385/2008, S. 556-565.
- Chesnais, Pascal R., Mucklo, Matthew J. und Sheena, Jonathan A. 1995.** The Fishwrap Personalized News System. *Proceedings of the 2nd International Workshop on Community Networking. Integrated Multimedia Services to the Home*. Princetown : IEEE, 1995, S. 275-282.
- Cheung, K.-W., et al. 2003.** Mining Customer Product Ratings for Personalized Marketing. *Decision Support Systems*. 2003, Bd. 35, Nr. 2, S. 231-243.
- Chin, J., Diehl, V. und Norman, K. 1988.** Development of an instrument measuring user satisfaction of the human-computer interface. *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems (CHI'88)*. New York : ACM, 1988, S. 213–218.
- Chittenden, L. und Rettie, R. 2003.** An evaluation of email marketing and factors affecting response. *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*. 2003, Bd. 11, Nr. 3, S. 203-217.
- Chopra, P. 2010.** The Ultimate Guide To A/B Testing. *Smashing Magazine*. [Online] 24. 6 2010. [Zitat vom: 8. 4 2013.] <http://www.smashingmagazine.com/2010/06/24/the-ultimate-guide-to-a-b-testing/>.
- Christof, K. und Pepels, W. 1999.** *Praktische quantitative Marktforschung*. München : Vahlen, 1999.
- Chu, P.-C. und Spires, E. E. 2000.** The Joint Effects of Effort and Quality on Decision Aids. *Decision Sciences*. 2000, Bd. 31, Nr. 2.
- Chu, Wei und Park, Seung-Taek. 2009.** Personalized Recommendation on Dynamic Content Using Predictive Bilinear Models. New York : ACM, 2009, S. 691-700.
- Churchill Jr., G. A. 2001.** *Basic Marketing Research*. 4th ed. Fort Worth : Dryden Press, 2001.
- . 1999. *Marketing Research - Methodological Foundations*. 7th ed. Fort Worth : Dryden Press, 1999.
- Cleveland, William S. 1993.** *Visualizing Data*. Summit : Hobart Press, 1993.
- Codd, E.F. 1993.** Providing OLAP to User Analysts, An IT Mandate. *SGP International, Inc.* [Online] 23. 9 1993. [Zitat vom: 8. 9 2011.] [http://www.sgpinternational.com/us/products/dataquest/whitepapers/OLAP\\_wp\\_efcodd.pdf](http://www.sgpinternational.com/us/products/dataquest/whitepapers/OLAP_wp_efcodd.pdf).
-

- Cohen, Louis und Holliday, Michael. 2001.** *Practical Statistics for Students: An Introductory Text*. London : Paul Chapman, 2001.
- Collier, Marsha. 2011.** *eBay for Dummies (Google eBook)*. Hoboken : John Wiley & Sons, 2011.
- Commission Junction. 2011.** *oldsite.cj.com*. [Online] 25. 5 2011. [Zitat vom: 12. 12 2013.] [http://oldsite.cj.com/system/files/pdf/AffiliateServices\\_brochure\\_052511.pdf](http://oldsite.cj.com/system/files/pdf/AffiliateServices_brochure_052511.pdf).
- Cook, Thomas D. und Campbell, Donald T. 1979.** *Quasi-experimentation. Design & analysis issues for field settings*. Chicago : Rand McNally, 1979.
- . 1976. The Design and Conduct of Quasi-Experiments in Fielding Settings. [Hrsg.] Marvin D. Dunette. *Handbook of Industrial and Organizational Psychology*. Chicago : Rand McNally, 1976, S. 223-236.
- Cooley, Robert Walker. 2000.** *Web Usage Mining: Discovery and Application of Interesting Patterns from Web Data. Ph. D. thesis*. Minneapolis : University of Minnesota, 2000.
- Correa, M., Bielza, C. und Pamies-Teixeira, J. 2009.** Comparison of Bayesian networks and artificial neural networks for quality detection in a machining process. *Expert systems with applications: An International Journal*. 2009, Bd. 36, Nr. 3.
- Cortes, Corinna, Lackel, L. D. und Chiang, Wan-Ping. 1995.** Limits on Learning Machine Efficiency Imposed by Data Quality. *Proceedings of the First International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*. Montreal, Canada : AAAI, 1995, S. 57-62.
- Cowell, R. G., et al. 1999.** *Probabilistic Networks and Expert Systems*. Berlin u.a. : Springer Verlag, 1999.
- Cox, K. K. und Enis, B. M. 1969.** *Experimentation for marketing decisions*. Scranton, Pa : International Textbook Co., 1969.
- Coyle, J. R. und J., Gould S. 2007.** Internet Integrated Marketing Communications (I-IMC): Theory and Practice. [Hrsg.] D. W. Schumann und E. Thorson. *Internet Advertising, Theory and Research*. 2nd ed. London : Psychology Press, 2007.
- Crimp, Margaret. 1990.** *The Marketing Research Process*. 3. Aufl. New York : Prentice-Hall, 1990.
- Cristianini, N und Shawe-Taylor, J. 2000.** *An Intruduction to Support Vector Machines And Other Kernel-based Learning Methods*. Cambridge : Cambridge University Press, 2000.
- Cross, N. 2001.** Designerly ways of knowing: design discipline versus design science. *Design Issues*. 2001, Bd. 17, 3, S. 49-55.
-

- Cutler, Matt und Sterne, Jim. 2000.** E-Metrics - Business Metrics For The New Economy. [Online] 2000. [Zitat vom: 26. 08 2011.] <http://www.itu.dk/courses/OAW/E2002/files/library/emetrics.pdf>.
- Czernik, T. 2008.** *EMail-Marketing: Eine Testmarktstudie am Beispiel der alpinen Hotellerie*. Saarbrücken : Vdm Verlag Dr. Müller, 2008.
- Dacko, S.G. 2007.** *The Advanced Dictionary of Marketing: Putting Theory to Use*. Oxford : Oxford University Press, 2007.
- Dahlhaus, C. und Lange, C. 2009.** *Investitions-Controlling in dezentralen Unternehmen: Anreizsysteme als Instrument zur Verhaltenssteuerung im Investitionsprozess*. Wiesbaden : Gabler, 2009.
- Dahm, M. 2006.** *Grundlagen der Mensch-Computer-Interaktion*. München : Pearson Studium, 2006.
- Dannenberg, M. 2002.** Management personalisierter E-Mail-Marketing-Kampagnen. [Hrsg.] D. Frosch-Wilke und C. Raith. *Marketing-Kommunikation im Internet: Theorien, Methoden und Praxisbeispiele von One-to-One bis zum Viral-Marketing*. Braunschweig : Vieweg, 2002, S. 207-232.
- Dasarathy, B.V. 1991.** *Nearest Neighbor Norms: NN Pattern Classification Techniques*. Los Alamitos : IEEE Computer Society Press, 1991.
- Data Analysts Captivated by R's Power.* **Vance, Ashlee. 2009.** New York : The New York Times Company, 7. 1 2009, New York Times, S. B6.
- DATAKOM Buchverlag GmbH.** ITWissen. Das große Online-Lexikon für Informationstechnologie. *Scriptsprache*. [Online] [Zitat vom: 21. 1 2014.] <http://www.itwissen.info/definition/lexikon/Scriptsprache-script-language.html>.
- Dattalo, Patrick. 2008.** *Determining Sample Size. Balancing Power, Precision, and Practicality*. Oxford u.a. : Oxford University Press, 2008.
- Davis, Bryan J. 2002.** Comment: Untangling the "Publisher" versus "Information Content Provider" Paradox of 47 U.S.C. § 230: Towards a rational application of the Communication Decency Act in defamation suits against internet service providers. *New Mexico Law Review*. 2002, Bd. 32, S. 75-97.
- Davis, F. 1989.** Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS quarterly*. 1989, S. 319-340.
- De Almeida Biolchini, Jorge Calmon, et al. 2007.** Scientific research ontology to support systematic review in software engineering. *Advanced Engineering Informatics*. April 2007, Bd. 21, Nr. 2, S. 133–151.
-



- De Bruyn, A. und Lilien, G. L. 2008.** A multi-stage-model of word-of-mouth influence through viral marketing. *International Journal of Research in Marketing*. 2008, Bd. 25, Nr. 3, S. 151-163.
- De Pelsmacker, P., Geuens, M. und Van den Bergh, J. 2007.** *Marketing Communications: A European Perspective*. 3rd ed. Harlow : Pearson Education, 2007.
- Decker, Reinhold, Rašković, Silvia und Brunsiek, Kathrin. 2010.** Diskriminanzanalyse. [Hrsg.] Christof Wolf und Henning Best. *Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse*. Wiesbaden : VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2010, Bd. IV, S. 495-523.
- Degen, H. und Lorscheid, P. 2002.** *Statistik-Lehrbuch mit Wirtschafts- und Bevölkerungsstatistik*. München : Oldenbourg, 2002.
- DeLone, William H. und McLean, Ephraim R. 2004.** *Measuring e-Commerce Success: Applying the DeLone & McLean Information Systems Success Model*. 2004. S. 31-47.
- DelVecchio, D., Krishnan, H. S. und Smith, D. C. 2007.** Cents or Percent? The Effects of Promotion Framing on Price Expectations and Choice. *American Marketing Association*. 2007, Bd. 71, S. 158-170.
- Dennis Jr, J.E. und Schnabel, R.B. 1983.** *Numerical Methods for unconstrained Optimization and nonlinear Equations*. Englewood Cliffs, New Jersey : Prentice-Hall, 1983.
- Der Bundesbeauftragte für den Datenschutz und die Informationsfreiheit (Hrsg.). 2010.** Bundesdatenschutzgesetz. *bfdi.bund.de*. [Online] 11. 06 2010. [Zitat vom: 16. 09 2011.] <http://www.bfdi.bund.de/SharedDocs/Publikationen/GesetzeVerordnungen/BDSG.html?nn=408916>.
- Desurvire, H. W. 1994.** Faster, Cheaper! Are Usability Inspection Methods as Effective as Empirical Testing? [Hrsg.] J. Nielsen und R. L. Mack. *Usability Inspection Methods*. New York : John Wiley & Sons, 1994, S. 173-271.
- Deutsche Gesellschaft für Online-Forschung e.V.** Förderung Online-Forschung. *DGOF Deutsche Gesellschaft für Online-Forschung e.V.* [Online] [Zitat vom: 4. 4 2013.] <http://www.dgof.de/forderung-online-forschung/>.
- Dhar, Vasant und Stein, Roger. 1997.** *Seven Methods for Transforming Corporate Data into Business Intelligence*. Upper Saddle River : Prentice-Hall, 1997.
- Diehl, K. 2005.** When Two Rights Make a Wrong: Searching Too Much in Ordered Environments. *Journal of Marketing Research*. 2005, Bd. 42, Nr. 3, S. 313-322.
-

- Diehl, K., Kornish, L. J. und Lynch Jr., J. G. 2003.** Smart Agents: When lower Search Costs for Quality Information increase Price Sensitivity. *Journal of Consumer Research*. 2003, Bd. 30, Nr. 1, S. 56-71.
- Diehl, Sandra. 2002.** *Erlebnisorientiertes Internetmarketing: Analyse, Konzeption und Umsetzung von Internetshops aus verhaltenswissenschaftlicher Perspektive. Dissertation.* Wiesbaden : DUV, 2002.
- Diekmann, A. 2006.** *Empirische Sozialforschung. Grundlagen, Methoden, Anwendungen.* 13. Aufl. Reinbek : Rowohlt, 2006.
- Diekmann, Marcus. 2012.** eCommerce lohnt sich nicht. Ein Plädoyer für erfolgreichen No-Line-Handel. [Hrsg.] Marcus Diekmann, Herbert Grab und Sebastian Bomm. *eCommerce lohnt sich nicht.* Gescher : SHOPMACHER, 2012, S. 106-121.
- Diennea MagNews. 2009.** *Le Best Practice più efficaci dell' l'Email Marketing.* Faenza : Diennea, 2009.
- Diller, Hermann. 2008.** *Preispolitik.* 4. Auflage. Stuttgart : Kohlhammer, 2008.
- . **2003.** Preiswahrnehmung und Preisoptik. [Hrsg.] Hermann Diller und Andreas Herrmann. *Handbuch Preispolitik: Strategien, Planung, Organisation, Umsetzung.* Wiesbaden : Gabler, 2003, S. 259-283.
- Dittmar, J. F. 2010.** *Grundlagen der Medienwissenschaft.* 2. Aufl. Berlin : Verlag der TU Berlin, 2010.
- Döring, N. 2003.** *Sozialpsychologie des Internet. Die Bedeutung des Internet für Kommunikationsprozesse, Identitäten, soziale Beziehungen und Gruppen.* 2. Aufl. Göttingen : Hogrefe, 2003.
- Drechsler, Andreas. 2013.** Erschließung der Potenziale gestaltungsorientierter Wirtschaftsinformatik für die IT-Management-Forschung: Entwurf und Evaluation einer geeigneten Forschungsmethode. Dissertation. *Universität Duisburg-Essen.* [Online] 8. 4 2013. [Zitat vom: 4. 9 2014.] <http://duepublico.uni-duisburg-essen.de/servlets/DocumentServlet?id=30704>.
- Drèze, Xavier und Hussherr, Francois-Xavier. 2003.** Internet Advertising: Is anybody watching. *Journal of Interactive Marketing.* 2003, Bd. 17, Nr. 4, S. 8-23.
- Dubois, D. Prade, H. 1994.** A Survey of Belief Revision and Updating Rules in Various Uncertainty Models. *International Journal of Intelligent Systems.* 1994, Bd. 9, Nr. 1, S. 61-100.
- DuBois, Tom, et al. 2009.** Improving Recommendation Accuracy by Clustering Social Networks with Trust. [Hrsg.] Dietmar Jannach, et al. *Proceedings of the ACM*
-

*RecSys'09 Workshop on Recommender Systems & the Social Web*. New York : ACM, 2009.

**Duda, Richard O., Hart, Peter E. und Stork, David G. 2001.** *Pattern Classification*. 2nd ed. New York u.a. : Wiley, 2001.

**Duda, Richard und Hart, Peter. 1973.** *Pattern Recognition and Scene Analysis*. New York : John Wiley & Sons, 1973.

**Dudenverlag. 2013.** *Duden*. [Online] 2013. [Zitat vom: 12. 4 2014.] <http://www.duden.de/suchen/dudenonline/%22univariant%3B%22>.

**Duffy, Dennis I. 2005.** Affiliate Marketing and Its Impact on E-Commerce. *Journal of Consumer Marketing*. 2005, Bd. 22, Nr. 3, S. 161-163.

**DuFrene, D. D., et al. 2005.** Changes in Consumer Attitudes Resulting from Participation in a Permission E-Mail Campaign. *Journal of Current Issues and Research in Advertising*. 2005, Bd. 27, Nr. 1, S. 65-77.

**Dumas, J. S. und Redish, J. C. 1994.** *A Practical Guide To Usability Testing*. 2nd ed. Norwood, NJ : Ablex Publishing, 1994.

**Dwyer, F. R. 1989.** Customer Lifetime Valuation to Support Marketing Decision Making. *Journal of Direct Marketing*. 1989, Bd. 3, Nr. 4.

**Dziallas, Till. 2013.** zanox stellt "TPV Fingerprint Tracking" vor: Ohne Cookies. *Internet World Business*. [Online] 12. 9 2013. [Zitat vom: 11. 12 2013.] <http://www.internetworld.de/Nachrichten/Marketing/Performancemarketing/zanox-stellt-TPV-Fingerprint-Tracking-vor-Ohne-Cookies-79519.html>.

**Eckhardt, J. 2007.** Datenschutz. Was ist beim Online-Marketing zu beachten? [Hrsg.] Torsten Schwarz. *Leitfaden Online Marketing*. Waghäusel : marketing-Börse, 2007, Bd. 1, S. 755-770.

**Eckstein, Peter P. 2013.** *Repetitorium Statistik: Deskriptive Statistik-Stochastik-Induktive Statistik*. 7. Aufl. Wiesbaden : SpringerGabler, 2013.

**Eggert, A. und Fassott, G. 2001.** Elektronisches Kundenbeziehungsmanagement (eCRM). *eCRM - Electronic Customer Relationship Management*. Stuttgart : Schaeffer-Poeschel Verlag, 2001, S. 1-11.

**Ehmann, Eugen, [Hrsg.]. 2012.** *Lexikon für das IT-Recht 2012: die 140 wichtigsten Praxisthemen*. Heidelberg u.a. : jehle, 2012.

**Eisenberg, B. 2004.** A/B Testing for the Mathematically Disinclined. *ClickZ. Marketing News & Expert Advice*. [Online] 7. 5 2004. [Zitat vom: 8. 4 2013.] <http://www.clickz.com/clickz/column/1704390/a-b-testing-mathematically-disinclined>.

- . 2005. How to Improve A/B Testing. *ClickZ. Marketing News & Expert Advice*. [Online] 29. 4 2005. [Zitat vom: 8. 4 2013.] <http://www.clickz.com/clickz/column/1717234/how-improve-a-b-testing>.
- Eisenberg, B. und von Tivadar, J. Q. 2008. *Always Be Testing: The Complete Guide to Google Website Optimizer*. Indianapolis : Wiley, 2008.
- EITO. 1999. *European Information Technology Observatory (Yearbook 1999)*. 1999.
- Elder IV, John F. und Pregibon, Daryl. 1996. A statistical perspective on knowledge discovery in databases. [Hrsg.] U.M. Fayyad, et al. *Advances in knowledge discovery and data mining*. Menlo Park (CA) : MIT Press, 1996, S. 83-113. Online verfügbar: [http://www.datamininglab.com/pubs/elder\\_pregibon.ps](http://www.datamininglab.com/pubs/elder_pregibon.ps).
- Engel, J.F., Blackwell, R.D. und Kollat, D.T. 1878. *Consumer Behavior*. 3rd ed. Hundsdsale, IL : Dryden, 1878.
- Englert, Stefan. 2009. Zeitreihenanalyse I und II, Definitionen und Sätze. [Online] 2009. [Zitat vom: 22. 10 2012.] [www.alice-dsl.net/stefan.englert/PDF/Zeitreihenanalyse.pdf](http://www.alice-dsl.net/stefan.englert/PDF/Zeitreihenanalyse.pdf).
- Enis, Ben M. und Cox, Keith K. 1975. Ad Experiments for Management Decisions. *Journal of Advertising Research*. 1975, Bd. 15, Nr. 2, S. 35-41.
- Enzyklopädie der Wirtschaftsinformatik. 2011. Clustering. *Enzyklopaedie-der-Wirtschaftsinformatik.de*. [Online] Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 5. 9 2011. [Zitat vom: 22. 9 2011.] <http://enzyklopaedie-der-wirtschaftsinformatik.de/wi-enzyklopaedie/lexikon/technologien-methoden/Statistik/Clustering/>.
- ergo-online. Beurteilung der Software-Ergonomie. *ergo-online*. [Online] [Zitat vom: 13. 5 2013.] [http://www.ergo-online.de/html/software/verfahren\\_zur\\_beurteilung\\_der/beurteilung\\_der\\_software\\_ergo.htm](http://www.ergo-online.de/html/software/verfahren_zur_beurteilung_der/beurteilung_der_software_ergo.htm).
- Erichson, B. 1995. Experimente. [Hrsg.] B. Tietz, J. Zentes und R. Köhler. *Handwörterbuch des Marketing*. 2. Aufl. Stuttgart : Schäffer-Poeschel, 1995.
- Erlei, M. Stichwort: Prospect-Theorie. *Gabler Wirtschaftslexikon*. [Online] Gabler Verlag (Hrsg.). [Zitat vom: 8. 4 2013.] <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/5587/prospect-theorie-v6.html>.
- Eschweiler, Maurice, Evanschitzky, Heiner und Woisetschläger, David. 2007. *Laborexperimente in der Marketingwissenschaft- Bestandsaufnahme und Leitfaden bei varianzanalytischen Auswertungen, Arbeitspapier Nr. 45*. Münster : Marketing Centrum Münster, 2007.
-

**Estelami, H. 2003.** The Effect of Price Presentation Tactics on Consumer Evaluation Effort of Multi-Dimensional Prices. *Journal of Marketing Theory and Practice*. 2003, Bd. 11, Nr. 2, S. 1-16.

**Ester, Martin und Sander, Jörg. 2000.** *Knowledge discovery in databases: Techniken und Anwendungen*. Berlin : Springer, 2000.

**Ester, Martin, et al. 1996.** A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. [Hrsg.] Evangelos Simoudis, Jiawei Han und Usama Fayyad. *Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Portland, Oregon : AAAI Press, 1996, S. 226-231.

**Eugster, J. 2007.** *Online-Marketing - Wie fischt man Kunden aus dem Internet*. 2. Aufl. Berneck : Rheintaler Druckerei und Verlag, 2007.

**EU-Kommission (Hrsg.). 2003.** Empfehlung der Kommission vom 6. Mai 2003 betreffend die Definition der Kleinstunternehmen sowie der kleinen und mittleren Unternehmen. (2003/361/EG). Artikel 2 des Anhangs, S.36-41. [Online] 20. 5 2003. [Zitat vom: 5. 9 2014.] [eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=uriserv:OJ.L\\_.2003.124.01.0036.01.DEU](http://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=uriserv:OJ.L_.2003.124.01.0036.01.DEU).

**Ewert, R. und Wagenhofer, A. 2008.** *Interne Unternehmensführung*. 7. Aufl. Berlin : Springer, 2008.

**Fahrmeir, Ludwig, Häußler, Walter und Tutz, Gerhard. 1996.** Diskriminanzanalyse. [Hrsg.] Ludwig Fahrmeir, et al. *Multivariate Statistische Verfahren*. 2. Aufl. Berlin; New York; : de Gruyter, 1996.

**Fallenböck, Markus. 2001.** *Internet und Internationales Privatrecht - zu den internationalen Dimensionen des Rechts im Electronic Commerce*. New York : Springer, 2001. Bd. 1.

**Farkisch, Kiumars. 2011.** *Data-Warehouse-Systeme Kompakt: Aufbau, Architektur, Grundfunktionen*. Heidelberg u.a. : Springer, 2011.

**Fassauer, Roland und Werner, Andrej. 2015, noch nicht erschienen.** Architecture, Implementation and Evaluation of a Software System for Field Experiments on the Impact of Relative and Absolute Rebates on Consumer Behavior. *Journal of Economics, Business and Management*. April 2015, noch nicht erschienen, Bd. 3, Nr. 4, S. 430-434.

—. **2014b.** Ergebnisse einer experimentellen Studie zur Wirkung von Rabatt-Angeboten auf das Konsumentenverhalten von E-Mail-Newsletter-Empfängern eines Online-Cashback-Anbieters. [Hrsg.] Dennis Kundisch, Leena Suhl und Lars Beckmann.

---

*Tagungsband Multikonferenz Wirtschaftsinformatik 2014 (MKWI 2014)*. Paderborn : Universität Paderborn, 2014b.

—. **2014a**. Results of an Experimental Study Regarding the Varying Impact of Relative and Absolute Rebates on Consumer Behavior. *International Journal of e-Education, e-Business, e-Management and e-Learning*. April 2014a, Bd. 4, Nr. 2, S. 120-124.

—. **2010**. *Vorhabenbeschreibung zum Verbundprojekt „Smarter Shopping“ für die Sächsische Aufbaubank*. Leipzig : InfAI e.V.; Andasa GmbH, 2010.

**Fassauer, Roland, et al. 2013c**. *Durchführung und Auswertung von Experimenten zur Optimierung von Newslettern mit Hilfe einer A/B-Testumgebung. Arbeitsbericht SmSh-AB04-2013*. Leipzig : Institut f. Angewandte Informatik, 2013c.

—. **2013d**. *Durchführung und Auswertung von Experimenten zur Personalisierung von Newslettern. Arbeitsbericht SmSh-AB05-2013*. Leipzig : Institut f. Angewandte Informatik, 2013d.

—. **2013a**. *Personalisierung von Angeboten im eCommerce - Projektergebnisse zur Datenaufbereitung, -analyse und Datenauswertung. Arbeitsbericht SmSh-AB02-2013*. Leipzig : Institut f. Angewandte Informatik, 2013a.

—. **2013b**. *Smarter Shopping - Arbeitsbericht SmSh-AB03-2013*. Leipzig : Institut f. Angewandte Informatik, 2013b.

—. **2012**. *Smarter Shopping - Projektansatz sowie erste Projektergebnisse zur Thematik der Datenbeschaffung, -anonymisierung und -bereinigung. Arbeitsbericht SmSh-AB01-2012*. Leipzig : Institut f. Angewandte Informatik, 2012.

**Fassauer, Roland, Luhdo, Toni und Werner, Andrej. 2012**. Analysis of Online Cashback System Data - First Insights. [Hrsg.] A. Werner und B. Franczyk. *Proceedings of the 2nd Workshop on Recommendations for Consumers in multi-entity Environments*. Leipzig : Universität Leipzig, 2012, S. 3-7.

**Fayyad, U.M., Piatetsky-Shapiro, G. und Smyth, P. 1996**. From data mining to knowledge discovery: an overview. [Hrsg.] U.M. Fayyad, et al. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. Menlo Park : AAAI, 1996, S. 1-34.

**Fayyad, Usama, Piatetsky-Shapiro, Gregory und Smyth, Padhraic. 1996**. From Data mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine*. 1996, Bd. 17, Nr. 3.

**Felfernig, Alexander, Friedrich, G. und Schmidt-Thieme, L. 2007**. Guest Editors' Introduction: Recommender Systems. *IEEE Intelligent Systems*. Mai 2007, Bd. 22, Nr. 3, S. 18-21.

**Felser, Georg. 2011**. *Werbe- und Konsumentenpsychologie*. 3. Aufl. Berlin u.a. : Springer, 2011.

---

- [illegible]

—. 2007. Tendenzen im Internet-Marketing 1995-2005. [Hrsg.] Erich Greipl und Stefan Müller. *Zukunft der Innenstadt, Teil III*. Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2007, S. 151-183.

**Frosch-Wilke, Dirk und Raith, Christian. 2002.** *Marketing- Kommunikation im Internet. Theorie, Methoden und Praxisbeispiele vom One-to-One Marketing bis zum Viral-Marketing*. [Hrsg.] Christian Raith. Braunschweig : Vieweg, 2002.

**Gabler Verlag.** Gabler Wirtschaftslexikon Stichwort: Online Analytical Processing (OLAP). *Gabler Wirtschaftslexikon*. [Online] [Zitat vom: 8. 9 2011.] <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/75659/online-analytical-processing-v5.html>.

—. Gabler Wirtschaftslexikon Stichwort: Online Transaction Processing (OLTP). *Gabler Wirtschaftslexikon*. [Online] [Zitat vom: 8. 9 2011.] <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/76234/online-transaction-processing-v5.html>.

—. Gabler Wirtschaftslexikon Stichwort: Softwaresystem. *Gabler Wirtschaftslexikon*. [Online] [Zitat vom: 12. 9 2014.] <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/57353/softwaresystem-v8.html>.

—. 2014. Gabler Wirtschaftslexikon, Stichwort: Anspruchsgruppen. *Gabler Wirtschaftslexikon*. [Online] 2014. [Zitat vom: 7. 9 2014.] <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/1202/anspruchsgruppen-v6.html>.

—. Gabler Wirtschaftslexikon, Stichwort: Diskriminanzanalyse. [Online] [Zitat vom: 16. 8 2012.] <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/2250/diskriminanzanalyse-v9.html>.

—. 2014. Gabler Wirtschaftslexikon, Stichwort: Start-up-Unternehmen. [Online] 2014. [Zitat vom: 5. 9 2014.] <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/427/start-up-unternehmen-v7.html>.

**Gallaughher, John M., Auger, Pat und BarNir, Anat. 2001.** Revenue Streams and Digital Content Providers: An Empirical Investigation. *Information & Management*. 2001, Bd. 38, Nr. 7, S. 473-485.

**Gambetta, Diego. 2000.** Can We Trust Trust? *Trust: Making and Breaking Cooperative Relations*. Oxford : Department of Sociology, University of Oxford, 2000, S. 213-237.

**Gardner, Stephen R. 1998.** Building the Data Warehouse. *Communications of the ACM*. 1998, Bd. 41, Nr. 9, S. 52-60.

**Garfield, E. 1955.** Citation Indexes for Science. *Science*. 1955, Bd. 122, S. 108-111.

---



- Gartner Inc. 2010.** Magic Quadrant for Data Integration Tools. [Online] 11 2010. [Zitat vom: 17. 5 2011.] <http://www.gartner.com/technology/media-products/reprints/talend/207435.html>.
- Gassmann, A. 2011.** *E-Mail-Marketing auf Industriegütermärkten: Ermöglicht dieser Kommunikationstrend trotz Zeiten des SPAM eine erfolgreiche Kundenansprache?* München : GRIN, 2011.
- Gay, R., Charlesworth, A. und Essen, R. 2007.** *Online Marketing - A Customer Led Approach.* Oxford : OUP Oxford, 2007.
- Gediga, G. und Hamborg, K.-C. 1999.** IsoMetrics: An usability inventory supporting summative and formative evaluation of software systems. *HCI International '99.* New Jersey : Lawrence Erlbaum Associates, 1999, S. 1018–1022.
- Gediga, G., Hamborg, K.-C. und Düntsch, I. 1999.** The IsoMetrics usability inventory: an operationalization of ISO 9241-10 supporting summative and formative evaluation of software systems. *Behaviour and information technology.* 1999, Bd. 18, S. 151-164.
- Gehrke, Johannes. 2008.** Classification and Regression Trees. [Hrsg.] John Wang. *Encyclopedia of Data Warehousing and Mining.* Hershey : Information Science Reference, 2008, Bd. 2.
- Geller, L. K. 2002.** *Reponse: The Complete Guide to Profitable Direct Marketing.* New York : Oxford University Press, 2002.
- Gendall, P., et al. 2006.** Message framing effects on price discounting. *Journal of Product & Brand Management.* 2006, Bd. 15, Nr. 7, S. 458-465.
- Genschel, Ulrike und Becker, Claudia. 2005.** *Schließende Statistik: Grundlegende Methoden.* Heidelberg : Springer, 2005.
- Georgakopoulos, D. 2004.** Teamware: An evaluation of key technologies and open problems. *Distributed and Parallel Databases.* 2004, Bd. 15, Nr. 1, S. 9-44.
- Gericke, Anke. 2009.** *Konstruktion situativer Artefakte. Beiträge zur Konstruktionsforschung und zur Artefaktkonstruktion. Dissertation.* St. Gallen : s.n., 2009.
- . **2008.** Konstruktionsforschung und Artefaktkonstruktion in der gestaltungsorientierten Wirtschaftsinformatik: Ein Literaturüberblick. *Universität St. Gallen, Forschungsplattform Alexandria.* [Online] 14. 12 2008. [Zitat vom: 7. 9 2014.] <https://www.alexandria.unisg.ch/export/DL/214300.pdf>.
- Gericke, Anke und Winter, Robert. 2009.** Entwicklung eines Bezugsrahmens für Konstruktionsforschung und Artefaktkonstruktion in der gestaltungsorientierten
-

Wirtschaftsinformatik. [Hrsg.] Jörg Becker, Helmut Krcmar und Björn Niehaves. *Wissenschaftstheorie und gestaltungsorientierte Wirtschaftsinformatik*. Heidelberg : Physica Verlag, 2009, S. 195-212.

**Gerner, Barbara. 2007.** *Prämien in Bonusprogrammen: Eine empirische Untersuchung. Diplomarbeit*. Hamburg : Diplomica Verlag, 2007.

**Getoor, Lise und Sahami, Mehran. 1999.** Using Probabilistic Relational Models for Collaborative Filtering. *Workshop Web Usage Analysis and User Profiling (WEBKDD '99)*. 1999.

**Ghislandi, R. 2008.** Transactional email: tutti le usano ma quanti le curano? *E-mail and E-mail marketing evolution*. [Online] November 2008. [Zitat vom: 25. 03 2013.] <http://www.pubblicaamministrazione.net/file/whitepaper/000122.pdf>.

**Gierl, H., Helm, R. und Stumpp, S. 2001.** Wertfunktion der Prospect-Theorie, Produktpräferenzen und Folgerungen für das Marketing. *Schmalenbachs Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung: Zfbf = Schmalenbach business review*. 2001, Bd. 53, Nr. 9, S. 559-588.

**Gilmore, William und Erdem, S. Altan. 2008.** The Future Of Online Internet Marketing: Solution To Behavioral Marketing Using Biometrics. *Journal of Business & Economics Research (JBER)*. 2008, Bd. 6, Nr. 2, S. 23- 26.

**Giraud-Carrier, C. und Povel, O. 2003.** Characterising Data Mining Software. *Intelligent Data Analysis*. 2003, Bd. 7, S. 181-192.

**Glantz, S. A. 1997.** *Biostatistik. EinFach für die Praxis*. [Hrsg.] A. Heinecke und W. Köpcke. Frankfurt a. M. : McGraw-Hill, 1997.

**Gleasure, Rob. 2013.** What is a 'Wicked Problem' for IS Research? *SIG Prag Workshop on IT Artefact Design & Workpractice Improvement* Tilburg. 2013.

**Gluchowski, Peter, Gabriel, Roland und Dittmar, Carsten. 2008.** *Management Support Systeme – Computergestützte Informationssysteme für Fach- und Führungskräfte*. Berlin : Springer, 2008.

**Gnambs, T. und Strassnig, B. 2007.** Experimentelle Online-Untersuchungen. [Hrsg.] M.Wenzel, O. Welker. *Online Forschung 2007 - Grundlagen und Fallstudien*. Köln : Halem, 2007, S. 233-250.

**Godin, S. 1997.** Permission Key to Successful Marketing. *Advertising Age*. 1997, Bd. 68, Nr. 45, S. 31.

—. **2001.** *Permission Marketing- Kunden wollen wählen können*. München : Finanzbuch-Verlag, 2001.

---

- . 1999. *Permission Marketing: Turning Strangers into Friends, and Friends into Customers*. New York : Simon & Schuster, 1999.
- Gola, P., Schomerus, R. und Klug, Ch. 2007.** *Bundesdatenschutzgesetz. – BDSG ; Kommentar*. München : Beck, 2007.
- Golbeck, Jennifer Ann. 2005.** Computing and Applying Trust in Web-based social Networks. *DRUM- Digital Repository at the University of Maryland*. [Online] 11. 4 2005. [Zitat vom: 24. 10 2011.] <http://hdl.handle.net/1903/2384>.
- Goldschmidt, Simon, Junghagen, Sven und Graham, Wendy F. 2003.** *Strategic Affiliate Marketing*. Cheltenham : Elgar, 2003.
- Good, N., et al. 1999.** Combining Collaborative Filtering With Personal Agents for Better Recommendations. *AAAI/IAAI*. 1999, S. 439-446.
- Goodman, J., Cormack, G. V. und Heckerman, D. 2007.** Spam and the Ongoing Battle for the Inbox. *Communications of the ACM*. 2007, Bd. 50, Nr. 2, S. 25-33.
- Grabmeier, J., et al. 2000.** Segmentierende und clusterbildende Methoden. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000.
- Grabner-Kräuter, Sonja und Lessiak, Christoph. 2001.** Web-Mining als Ansatzpunkt für personalisiertes Internet-Marketing. *der markt*. 2001, Bd. 4, Nr. 159, S. 123-141.
- Granger, C.W.J. 1989.** *Forecasting in Business and Economics*. Boston : Academic Press, 1989.
- Granitzer, Michael. 2008.** [www.know-center.at](http://www.know-center.at). [Online] 28. 5 2008. [Zitat vom: 9. 11 2011.] <http://www.edshare.soton.ac.uk/496/1/week-TextMining-german.pdf>.
- Graßhoff, Gerd, Nickelsen, Kärin und Casties, Robert. 2000.** *Zur Theorie des Experiments*. Bern : BoD-Books on Demand, 2000.
- Gray, W. und Salzman, M. 1998.** Damaged merchandise? A review of experiments that compare usability evaluation methods. *Human-Computer Interaction*. 1998, Bd. 13, Nr. 3, S. 203–261.
- Green, P., Tull, D. S. und Albaum, G. 1988.** *Research for Marketing Decisions*. 5th ed. New Jersey : Prentice Hall, 1988.
- Gregor, S. und Johnes, D. 2007.** The anatomy of a design theory. *Journal of the Association for Information Systems*. 2007, Bd. 8, 5, S. 312-335.
- Grether, M.A. 2000.** Building Customer Relations on the Internet, Fifth Research Conference on Relationship. [www.competence-site.de](http://www.competence-site.de). [Online] 12. 10 2000. [Zitat
-

vom: 12. 9 2011.] [http://www.competence-site.de/downloads/a5/e7/i\\_file\\_5445/Building%20Customer%20Relations%20over%20the%20Internet.pdf](http://www.competence-site.de/downloads/a5/e7/i_file_5445/Building%20Customer%20Relations%20over%20the%20Internet.pdf).

**Grieser, Jürgen. 1997.** Spektralanalyse. *www.juergen-grieser.de*. [Online] 1997. [Zitat vom: 17. 9 2012.] <http://www.juergen-grieser.de/germanoldcentury/pdfs/Fourier.pdf>.

—. **2000.** Spektralanalysen. [Online] 25. 01 2000. [Zitat vom: 22. 10 2012.] <http://www.juergen-grieser.de/germanoldcentury/spektral/node2.html>.

**Grob, H. L. und Bensberg, F. 1999.** *Das Data-Mining-Konzept, Arbeitsbericht Nr. 8.* Münster : Westfälische Wilhelms-Universität Münster, 1999.

**Grothkast, Alexander. 2008.** Recommender Systems for Web 2.0 Resource Sharing Platforms. [Hrsg.] A. Dengel, M. Liwicki und T. Roth-Berghofer. *Readings on Knowledge Management.* Kaiserslautern u.a. : DFKI, 2008, Bd. 1, S. 25-36.

**Guha, R. 2003.** Open Rating Systems. *W3C*. [Online] 2003. [Zitat vom: 14. 11 2011.] [http://www.w3.org/2001/sw/Europe/events/foaf-galway/papers/fp/open\\_rating\\_systems/wot.pdf](http://www.w3.org/2001/sw/Europe/events/foaf-galway/papers/fp/open_rating_systems/wot.pdf).

**Guttman, Robert H., Moukas, Alexandros G. und Maes, Pattie. 1998.** Agent-mediated electronic commerce: a survey. *The Knowledge Engineering Review.* 1998, Bd. 13, Nr. 2, S. 147-159.

**Hair Jr., J. F., et al. 2009.** *Multivariate Data Analysis.* 7th ed. Upper Saddle River, New Jersey : Prentice Hall Higher Education, 2009.

**Hamberg, Frank. 1996.** CEMoS, eine Programmierumgebung zur Simulation komplexer Systeme. *Carl-von-Ossietzky-Universität Oldenburg.* [Online] 1996. [Zitat vom: 17. 9 2012.] <http://www.staff.uni-oldenburg.de/cora.kohlmeier/software/dpa.pdf>.

**Hammann, P. und Erichson, B. 2000.** *Marktforschung.* 4. Aufl. Stuttgart : UTB, 2000.

**Hampel, Stefan. 2011.** *Werbewirksames E-Mail Marketing.* Berlin : Logos, 2011.

**Han, J, Chee, S.H.S und Chiang, J.Y. 1998.** Issues for On-Line Analytical Mining of Data Warehouses (Extended Abstract). [Online] 1998. <http://www.cs.uiuc.edu/~hanj/pdf/dmkd98.pdf>.

**Han, Jiawei und Kamber, Micheline. 2006.** *Data Mining, Southeast Asia Edition: Concepts and Techniques.* 2nd ed. San Francisco : Elsevier, 2006.

**Han, Jiawei, Kamber, Micheline und Pei, Jian. 2011.** *Data Mining Concepts and Techniques.* 3rd ed. Waltham : Morgan Kaufmann, 2011.

**Hand, D. J., Mannila, Heikki und Smyth, Padhraic. 2001.** *Principles of Data Mining.* Cambridge, MA : MIT Press, 2001.

---

- Handl, Andreas.** Einführung in die Statistik mit R. <http://www.wiwi.uni-bielefeld.de>. [Online] [Zitat vom: 12. 3 2012.] [http://www.wiwi.uni-bielefeld.de/fileadmin/emeriti/frohn/handl\\_grundausbildung/statskript.pdf](http://www.wiwi.uni-bielefeld.de/fileadmin/emeriti/frohn/handl_grundausbildung/statskript.pdf).
- Hanekop, H. und Wittke, V. 2006.** Entwicklung neuer Formen mobiler Kommunikation und Mediennutzung. [Hrsg.] S. Hagenhoff, D. Hogrefe und E. Mittler. *Göttinger Schriften zur Internetforschung*. Göttingen : Universitätsverlag Göttingen, 2006, Bd. 1, S. 109-137.
- Hansen, H. R., Knotzer, N. und Madlberger, M. 2007.** Empfehlungssysteme zur Verkaufsberatung im Internet - State-of-the-Art und Konsumentenakzeptanz. *Wirtschaftsinformatik*. 2007, Bd. 49 (Sonderheft), S. 50-61.
- Hänze, M., Hildebrandt, M. und Meyer, H.A. 1998.** Feldexperimente im World Wide Web: Zur Verhaltenswirksamkeit des "mere-exposure"-Effekts bei der Informationssuche. *Psychologische Beiträge*. 1998, Bd. 40, S. 363-372.
- Hardigree, S. 2001.** E-Commerce-Link: Market to the Masses. *Target Marketing*. 2001, Bd. 24, Nr. 11, S. 27-28.
- Harms, Eike und Schneider, Holger. 2013.** E-Commerce ohne Datenanalyse ist undenkbar. [Hrsg.] Haberich und Ralf. *Future Digital Business. Wie Business Intelligence und Web Analytics Online Marketing und Conversion verändern*. Heidelberg u.a. : mitp, 2013, S. 451-460.
- Harper, B., Slaughter, L. und Norman, K. 1997.** Questionnaire administration via the WWW: A validation & reliability study for a user satisfaction questionnaire. *Proceedings of the WebNet World Conference (WebNet 97)*. Toronto : AACE, 1997.
- Harris, P. 2008.** *Designing and Reporting Experiments in Psychology*. 3rd ed. New York : Open University Press, 2008.
- Hart, S. und Staveland, L. 1988.** Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research. *Human mental workload*. 1988, Bd. 1, S. 139-183.
- Hartung, Joachim, Elpelt, Bärbel und Klösener, Karl-Heinz. 2005.** *Statistik: Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik*. 14. Aufl. München : Oldenbourg, 2005.
- Hassenzahl, M., Burmester, M. und Koller, F. 2003.** AttrakDiff: Ein Fragebogen zur Messung wahrgenommener hedonischer und pragmatischer Qualität. [Hrsg.] J. Ziegler und G. Szwillus. *Mensch & Computer 2003. Interaktion in Bewegung*. Stuttgart : B.G. Teubner, 2003, S. 187-196.
-

- Hassenzahl, M., et al. 2000.** Hedonic and ergonomic quality aspects determine a software's appeal. *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems, CHI '00*. New York, NY : ACM, 2000, S. 201-208.
- Hassler, Marco. 2012.** *Web Analytics: Metriken auswerten, Besucherverhalten verstehen, Website optimieren*. 3. Aufl. Heidelberg u.a. : mitp, 2012.
- Häubl, G. und Murray, K. B. 2003.** Preference Construction and Persistence in Digital Marketplaces: The Role of Electronic Recommendation Agents. *Journal of Consumer Psychology*. 2003, Bd. 13, Nr. 1/2, S. 75-91.
- Häubl, G. und Trifts, V. 2000.** Consumer Decision Making in Online Shopping Environments: The Effects of Interactive Decision Aids. *Marketing Science*. 2000, Bd. 19, Nr. 1, S. 4-21.
- Hauptvogel, Tobias F., Speck, Gernot und Philippsen, Ole. 2008.** E-Commerce-Report. [Buchverf.] Uwe Leimstoll und Ralf Wölflé. *Studien zum B2C-E-Commerce. Eine Übersicht über empirische Studien mit Schwerpunkt Schweiz*. 2. Aufl. Basel : FHNW, 2008, S. 10.
- Hecht-Nielsen, R. 1990.** *Neurocomputing*. Reading : Addison-Wesley, 1990.
- Heckerman, D. 1998.** A tutorial on learning with Bayesian networks. [Hrsg.] M.I. Jordan. *Learning in Graphical Models, NATO ASI Series*. Dordrecht : Springer Netherlands, 1998, Bd. 89, S. 301-354.
- Heinemann, Gerrit. 2011.** *Der neue Online-Handel: Erfolgsfaktoren und Best Practices*. 4.Aufl. Wiesbaden : Gabler Verlag, 2011.
- Helfert, Markus. 2002.** *Planung und Messung der Datenqualität in Data Warehouse-Systemen*. Bamberg : Difo-Druck GmbH, 2002.
- Heneroty, K. 2002.** E-Mail success more likely with predictable program. *Marketing News*. 2002, Bd. 36, Nr. 18, S. 23.
- Herlocker, et al. 2000.** Explaining Collaborative Filtering Recommendations. *CSCW '00 Proceedings of the 2000 ACM conference on Computer supported cooperative work*. New York : ACM, 2000, S. 241-250.
- Herlocker, J. L., et al. 2004.** Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*. 2004, Bd. 22, Nr. 1, S. 5-53.
- Hermanns, A. 1979.** *Konsument und Werbewirkung. Das phasenorientierte Werbewirkungsmodell*. Bielefeld : Fördergesellschaft Marketing, 1979.
-

**Hermanns, Arnold und Sauter, Michael, [Hrsg.]. 1999.** *Management- Handbuch Electronic Commerce. Grundlagen, Strategien, Praxisbeispiele.* 2. Aufl. München : Vahlen, 1999.

**Herrmann, A. und Brauer, H.H. 1996.** Ein Ansatz zur Preisbündelung auf der Basis der "prospect"-Theorie. *Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung.* 1996, Bd. 48, Nr. 7/8, S. 675-694.

**Herrmann, A., Homburg, C. und Klarmann, M. 2008.** Marktforschung: Ziele, Vorgehensweise und Nutzung. [Hrsg.] A. Herrmann und C., Klarmann, M. Homburg. *Handbuch Marktforschung: Methoden, Anwendungen, Praxisbeispiele.* 3. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2008, S. 3-19.

**Hettich, S. und Hippner, H. 2000.** Assoziationsanalyse. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases.* Wiesbaden : Vieweg, 2000.

**Hevner, A.R., March, S.T. und Park, J. 2004.** Design Science Research in Information Systems. *MIS Quarterly.* 2004, Bd. 28, 1, S. 75-105.

**Hiennerth, Claudia. 2010.** *Kennzahlenmodell zur Erfolgsbewertung im eCommerce.* Wiesbaden : Gabler Research, 2010.

**Hildebrandt, M. und Meyer, H. 1999.** Experimentieren auf der Datenautobahn - Vollgas oder Tempolimit? *Referat anlässlich der 41. Tagung experimentell arbeitender Psychologen.* Leipzig : Universität Leipzig, 1999.

—. 1999. Experimentieren auf der Datenautobahn - Vollgas oder Tempolimit? *Referat anlässlich der Tagung experimentell arbeitender Psychologen.* Leipzig : s.n., 1999.

**Hinneburg, Alexander.** Universität Halle. *FGML 2000: Werkzeuge zur interaktiven Clusteranalyse.* [Online] [Zitat vom: 15. 8 2012.] [http://users.informatik.uni-halle.de/~hinnebur/PS\\_Files/fgml2000.pdf](http://users.informatik.uni-halle.de/~hinnebur/PS_Files/fgml2000.pdf).

**Hippner, Hajo und Schmitz, Berit. 2001.** Data Mining in Kreditinstituten – Die Clusteranalyse zur zielgruppengerechten Kundenansprache. [Hrsg.] Hajo Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing, Knowledge Discovery in Marketing Databases.* Wiesbaden : Vieweg, 2001, S. 607-622.

**Hippner, Hajo und Wilde, Klaus D. 2001.** Der Prozess des Data Mining im Marketing. [Hrsg.] Hajo, Küsters, Ulrich Hippner, Matthias Meyer und Klaus Wilde. *Handbuch Data Mining im Marketing: Knowledge Discovery in Marketing Databases.* Wiesbaden : Vieweg, 2001, S. 22-94.

---

- Hitzler, R. 2006.** Testtheorie und Gütekriterien von Messinstrumenten. <http://www.hitzler-soziologie.de/>. [Online] 5. 12 2006. [Zitat vom: 2. 4 2013.] [http://www.hitzler-soziologie.de/seminare/ws0607/pdf/Fulda/13\\_Gutekriterien.pdf](http://www.hitzler-soziologie.de/seminare/ws0607/pdf/Fulda/13_Gutekriterien.pdf).
- Hoem, Jan M. 2008.** The reporting of statistical significance in scientific journals. *Demographic Research*. 3. 6 2008, Bd. 18, S. 437-442. <http://www.demographic-research.org/volumes/vol18/15/18-15.pdf>.
- Hofacker, C. F. und Murphy, J. 2005.** Using Server Log Files and Online Experiments to Enhance Internet Marketing. [Hrsg.] S. Kishnamurthy. *Contemporary Research in e-Marketing*. Hershey : Idea Group, 2005, Bd. 1, S. 226-249.
- Hofmann, T. 2003.** Collaborative filtering via gaussian probabilistic latent semantic analysis. *Proceedings of the 26th annual international ACM SIGIR conference on research and development in information retrieval*. New York : ACM, 2003, S. 259-266.
- . **2004.** Latent Semantic Models for Collaborative Filtering. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*. 2004, Bd. 22, Nr. 1, S. 89-115.
- Höhfeld, Stefanie und Kwiatkowski, Melanie. 2007.** Empfehlungssysteme aus informationswissenschaftlicher Sicht – State of the Art. *Information Wissenschaft und Praxis*. 2007, Bd. 58, Nr. 5, S. 265-276.
- Holland, H. 2009.** *Direktmarketing, Im Dialog mit dem Kunden*. 3. Aufl. München : Vahlen, 2009.
- . **2001.** *Direktmarketing-Aktionen professionell planen. Von der Situationsanalyse bis zur Erfolgskontrolle*. Wiesbaden : Gabler, 2001.
- Holling, Heinz, Schmitz, Bernhard, [Hrsg.]. 2010.** *Handbuch Statistik, Methoden und Evaluation*. Göttingen u.a. : Hogrefe, 2010.
- Holtrop, T., Döpfner, M. und Wirtz, B. W. 2004.** *Deutschland Online: Entwicklungsperspektiven der Medien- und Internetmärkte*. 2. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2004.
- Holtzblatt, K., Jones und S. 1993.** Contextual inquiry: A participatory technique for system design. [Hrsg.] D. Schuler und A. Namioka. *Participatory design: Principles and practices*. Hillsdale u.a. : Lawrence Erlbaum Associates, 1993, S. 177-2010.
- Homburg, C. und Giering, A. 1996.** Konzeptionalisierung und Operationalisierung komplexer Konstrukte: Ein Leitfaden für die Marktforschung. *Marketing- Zeitschrift für Forschung und Praxis*. 1996, Bd. 18, Nr. 1, S. 5-24.
- Homburg, C. und Krohmer, H. 2009.** *Marketingmanagement: Strategie, Instrumente, Umsetzung, Unternehmensführung*. 3. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2009.
-



- Homburg, C., Kuester, S. und Krohmer, H. 2009.** *Marketing Management: A contemporary Perspective*. London : Mcgraw-Hill Higher Education, 2009.
- Homburg, Christian, Krohmer, Harley. 2008.** Der Prozess der Marktforschung: Festlegung der Datenerhebungsmethode, Stichprobenbildung und Fragebogengestaltung. [Hrsg.] Andreas Herrmann, Christian Homburg und Martin Klarmann. *Handbuch Marktforschung: Methoden, Anwendungen, Praxisbeispiele*. 3. Auflage. Wiesbaden : Gabler, 2008, S. 21-51.
- Hoppe, Uwe. 2002.** Electronic Business und Electronic Commerce—ein Beitrag zur Begriffsbildung. [Hrsg.] Roland Gabriel und Uwe Hoppe. *Electronic Business: Theoretische Aspekte und Anwendungen in der betrieblichen Praxis*. Heidelberg : Physica Verlag, 2002.
- Hörner, T. 2006.** *Marketing im Internet - Konzepte zur erfolgreichen Online-Präsenz*. München : Deutscher Taschenbuch Verlag, 2006.
- Howard, John A. und Sheth, Jagdish N. 1969.** *The Theory of Buyer Behavior*. New York u.a. : John Wiley & Sons, 1969.
- Huang, Shiu li. 2008.** Comparision of Utility-Based Recommendation Methods. *Proceedings of the Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS 2008)*. 2008.
- Huber, O. 2009.** *Das psychologische Experiment: Eine Einführung*. 5. Aufl. Bern : Hans Huber, 2009.
- Huber, P. 1964.** Robust estimation of a location parameter. *The Annals of Mathematical Statistics*. 1964, Bd. 53, S. 73-101.
- Hüftle, Mike. 2006.** Modelle und Methoden der Zeitreihenanalyse - Trends, Zyklen und Prognose. *OptiV*. [Online] 7i 2006. [Zitat vom: 7. 9 2012.] <http://134.169.42.157/Methoden/ZeitrMet/ZeitrMet.pdf>.
- Hughes, A. M. 2005.** *Strategic Database Marketing: The Masterplan for Starting and Managing a Profitable, Customer-Based Marketing Program*. 3rd ed. New York : McGraw-Hill, 2005.
- Hughes, A. M. und Sweetser, A. 2009.** *Successful E-Mail-Marketing Strategies: From Hunting to Farming*. Chicago : Racom Communications, 2009.
- Hugin Expert A/S. Hugin Expert.** [Online] [Zitat vom: 26. 3 2014.] <http://www.hugin.com>.
- Hummeltenberg. 2009.** ETL. *Enzyklopädie der Wirtschaftsinformatik*. [Online] 2009. [Zitat vom: 14. 09 2011.] <http://enzyklopaedie-der-wirtschaftsinformatik.de/wi-enzyklopaedie/lexikon/daten-wissen/Business-Intelligence/ETL>.
-

- Hundt, Patrick. 2010.** Affiliate Software im Vergleich. *Gründerszene*. [Online] 16. 9 2010. [Zitat vom: 28. 3 2014.] <http://www.gruenderszene.de/marketing/affiliate-software-qualityclick-affiliate-to-date>.
- Hussy, W. und Jain, A. 2002.** *Experimentelle Hypothesenprüfung in der Psychologie*. Göttingen : Hogrefe, 2002.
- Hussy, W. und Leuschner, Haug. 2005.** Universität zu Köln Humanwissenschaftliche Fakultät: Department Psychologie. [Online] 2005. [Zitat vom: 17. 9 2012.] <http://www.psych-methoden.uni-koeln.de/veranstaltungen/evaluation/einzelfall/Einzelfall-14-Zeitreihenanalyse-Handout.pdf>.
- Hussy, Walter, Schreier, Margrit und Echterhoff, Gerald. 2010.** *Forschungsmethoden in Psychologie und Sozialwissenschaften*. Berlin : Springer, 2010.
- Hüttner, M. und Schwarting, U. 2002.** *Grundzüge der Marktforschung*. 7. Aufl. München : Oldenbourg, 2002.
- Hüttner, Manfred. 1986.** *Prognoseverfahren Und Ihre Anwendung*. Berlin : de Gruyter, 1986.
- Iacobucci, D. und Churchill Jr., G. A. 2010.** *Marketing Research - Methodological Foundations*. 10th ed. New York : South Western Cengage Learning, 2010.
- IEEE. 1990.** *IEEE Standard Glossary of Software Engineering Terminology (IEEE Std 610.12-1990)*. New York : The Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1990.
- Inmon, W.H., et al. 2000.** *Exploration Warehousing - Turning Business Information into Business Opportunity*. Indianapolis : Wiley & Sons, 2000.
- Inmon, William H. 1996.** *Building the Data Warehouse*. 2. Aufl. New York : Wiley, 1996.
- . 1996. The data warehouse and data mining. 1996, S. 49-50.
- Institut für Demoskopie Allensbach.** Trends im eCommerce und soziale Netze als Markenplattformen. *ACTA 2011 (Allensbach Computer- und Technik-Analyse)*. [Online] [Zitat vom: 11.12. 12 2011.] [http://www.acta-online.de/presentationen/acta\\_2011/acta\\_2011\\_ecommerce.pdf](http://www.acta-online.de/presentationen/acta_2011/acta_2011_ecommerce.pdf).
- Iraschko-Luscher, S. 2007.** Das neue Telemediengesetz. *Datenschutz und Datensicherheit - DuD*. 2007, Bd. 31, Nr. 8, S. 608-610.
- Iyengar, S. und Lepper, M. R. 2000.** When Choice is Demotivating: Can one Desire too much of a Good Thing? *Journal of Personality and Social Psychology*. Dezember 2000, Bd. 79, Nr. 6, S. 995-1006.
-

- Jacobs, J. 2002.** The Rebirth of Intermediates: E-marketing and Infomediaries as Distribution Channels. [Online] 2002. [Zitat vom: 11. 12 2013.] [http://www.joannejacobs.net/pubs/2002/anzmac02\\_man.doc](http://www.joannejacobs.net/pubs/2002/anzmac02_man.doc).
- Jacoby, J., Speller, D. und Berning, C. K. 1974.** Brand Choice Behavior as a function of information load: Replication and extension. *Journal of Consumer Research*. Juni 1974, Bd. 1, Nr. 1, S. 33-43.
- Jakob, Lars. 2005.** Methoden des Collaborative Filtering. *Universität Frankfurt*. [Online] 21. 6 2005. [Zitat vom: 21. 3 2014.] <http://www.is-frankfurt.de/uploads/down422.pdf>.
- Jamali, Mohsen und Ester, Martin. 2009.** TrustWalker: A Random Walk Model for Combining Trust-based and Item-based Recommendation. *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD 09*. New York : ACM, 2009, S. 397-406.
- Jameson, A. 1996.** Numerical uncertainty management in user and student modeling: An overview of systems and issues. 1996, Bd. 5, S. 193-251.
- Janetzko, D. 1999.** Statistische Anwendungen im Internet. München : Addison-Wesley-Longman, 1999.
- Jenkins, S. 2009.** *The Truth About Email-Marketing*. Upper Saddle River, NJ : Pearson Education, 2009.
- Jensen, F.V. 1996.** *An Introduction to Bayesian Networks*. New York : Springer, 1996.
- . 2001. *Bayesian Networks and Decision Graphs*. New York : Springer, 2001.
- Jiang, Junjie, Bai, Haihuan und Wang, Weinong. 2004.** Trust and Cooperation in Peer-to-Peer Systems. *Grid and Cooperative Computing*. 2004, Bd. 3032/2004, S. 371-378.
- Jungermann, Helmut, Pfister, Hans-Rüdiger und Fischer, Katrin. 2005.** *Die Psychologie der Entscheidung: Eine Einführung*. 2. Aufl. München : Elsevier, 2005.
- Kaase, M. 2002.** Qualitätskriterien der Umfrageforschung: Eine Denkschrift der Deutschen Forschungsgemeinschaft und einige Überlegungen zu den Konsequenzen für Konzeption und Inhalte der Methodenausbildung in den Sozialwissenschaften. [Hrsg.] Uwe Engel. *Praxisrelevanz der Methodenausbildung - Sozialwissenschaftliche Tagungsberichte*. 2002, Bd. 5, S. 97-104.
- Kahnemann, D. und Tversky, A. 1979.** Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*. 1979, Bd. 47, Nr. 2, S. 263-292.
- Kaiser, Thomas. 2009.** *Top-Platzierungen bei Google & Co. Neukundengewinnung mit Suchmaschinenoptimierung und GoogleAdwords*. Göttingen : BusinessVillage, 2009.
-

- Kappelhoff, Peter.** Bergische Universität Wuppertal. *temme.wiwi.uni-wuppertal.de*. [Online] [Zitat vom: 17. 8 2012.] <http://temme.wiwi.uni-wuppertal.de/fileadmin/kappelhoff/Downloads/Vorlesung/anova.pdf>.
- Karagiannis, Dimitris. 2010.** Welche Rolle kann bzw. soll die IT bei der Umsetzung und Unterstützung gestaltungsorientierter WI-Forschung spielen? [Hrsg.] Hubert Österle, Robert Winter und Walter Brenner. *Gestaltungsorientierte Wirtschaftsinformatik: Ein Plädoyer für Rigor und Relevanz*. St. Gallen : s.n., 2010, S. 45-50.
- Karge, S., Ackermann, K. und Ivanov, I. 2006.** *Anti-Spam - Ein Leitfaden über und gegen unverlangte E-Mail-Werbung*. Wiesbaden : HA Hessen Agentur, 2006.
- Kaspari, Andreas. 2006.** Empfehlungssysteme. *Universität Dortmund*. [Online] 4. 7 2006. [Zitat vom: 21. 3 2014.] [http://www-ai.cs.uni-dortmund.de/LEHRE/SEMINARE/MUSIK/2006/kaspari\\_2006a.pdf](http://www-ai.cs.uni-dortmund.de/LEHRE/SEMINARE/MUSIK/2006/kaspari_2006a.pdf).
- Kauermann, Göran und Küchenhoff, Helmut. 2011.** *Stichproben: Methoden Und Praktische Umsetzung Mit R*. Berlin u.a. : Springer, 2011.
- Kaufmann, Gwen. 2006.** *Rückwirkungen von Markentransfers auf die Muttermarke: Messmethoden und empirische Befunde*. Wiesbaden : Deutscher Universitätsverlag, 2006.
- Kawamae, Noriaki. 2010.** Serendipitous recommendations via innovators. *SIGIR '10 Proceeding of the 33rd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*. New York : ACM, 2010, S. 218-225.
- Kaymaz, Feyyat. 2011.** *User-Anonymität in Mobile Payment Systemen. Ein Referenzprozessmodell zur Gestaltung der User-Anonymität in Mobile Payment Systemen. Dissertation*. Kassel : kassel university press, 2011.
- KDNuggets. 2010.** Data Mining Analytics Tools Used Poll. *KDNuggets*. [Online] 2010. [Zitat vom: 27. 4 2012.] <http://www.kdnuggets.com/polls/2010/data-mining-analytics-tools.html>.
- Keim, D.A. 2002.** Datenvisualisierung und Data Mining. *Datenbank Spektrum*. 2002, Bd. 2, S. 30-39.
- Kellermann, Markus. 2013.** Die wichtigsten Affiliate Geschäftsmodelle 2013. *Affiliateblog.de*. [Online] 30. 1 2013. [Zitat vom: 11. 12 2013.] <http://www.affiliateblog.de/die-wichtigsten-affiliate-geschäftsmodelle-2013/>.
- Kemper, Alfons und Eickler, André. 2011.** *Datenbanksysteme: Eine Einführung*. 8. Aufl. München : Oldenbourg, 2011.
-

- Kemper, Hans-Georg, Baars, Henning und Mehanna, Walid. 2010.** *Business Intelligence - Grundlagen und praktische Anwendungen*. 3. Auflage. Wiesbaden : vieweg+teubner, 2010.
- Kennedy, William jr. und Gentle, James E. 1980.** *Statistical Computing*. New York : Marcel Dekker, 1980.
- Kester, Manuel. 2006.** *Affiliate Marketing für B2C Online Shops: Grundlagen, Methoden und Ausprägungen in der Praxis*. Norderstedt : Books on Demand, 2006.
- Keuper, Frank und Neumann, Fritz, [Hrsg.]. 2008.** *Wissens- und Informationsmanagement: Strategien, Organisation und Prozesse*. Wiesbaden : Gabler, 2008.
- Kim, H.M. und Kramer, T. 2006.** "Pay 80%" Versus "Get 20% off": The Effect of Novel Discount Presentation on Consumers Deal Perceptions. *Marketing Letters*. 2006, Bd. 17, Nr. 4, S. 311-321.
- Kimball, R. und J., Caserta. 2004.** *The Data Warehouse ETL Toolkit*. Indianapolis : John Wiley and Sons, 2004.
- Kimball, Ralph. 1997.** A Dimensional Manifesto - Drawing The Line Between Dimensional Modeling and ER Modeling Techniques. *Kimball Group*. [Online] 10. 7 1997. [Zitat vom: 20. 3 2012.] [http://www.kimballgroup.com/html/articles\\_search/articles1997/9708d15.html](http://www.kimballgroup.com/html/articles_search/articles1997/9708d15.html).
- Kimball, Ralph und Ross, Margy. 2002.** *The Data Warehouse Toolkit- The Complete Guide to Dimensional Modeling*. Second Edition. Indianapolis : John Wiley & Sons, 2002.
- Kinast, E.-V. 2005.** Evaluation interkultureller Trainings. [Hrsg.] A. Thomas, E.-V. Kinast und S. Schroll-Machl. *Handbuch interkulturelle Kommunikation und Kooperation: Grundlagen und Praxisfelder*. Göttingen : Vandenhoeck & Ruprecht, 2005.
- Kinateder, Michael, Rothermel, Kurt. 2003.** Architecture and Algorithms for a Distributed Reputation System. [Hrsg.] P. Nixon und S. Terzis. *Proceedings of the First International Conference on Trust Management (ITrust 2003)*. Berlin : Springer, 2003, Bd. 2692 of LNCS, S. 1-16.
- King, M.A., et al. 1998.** Evaluation of Fourteen Desktop Data Mining Tools. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. 1998, Bd. 3, S. 2927-2932.
- Kinnard, S. 2002.** *Marketing with E-Mail*. 3rd ed. Gulf Breeze : Maximum Press, 2002.
-

- Kinney, T. C. und Taylor, J. E. 1991.** *Marketing Research- An applied approach*. 4th ed. New York : McGraw-Hill, 1991.
- Kirakowski, J. SUMI.** *Background notes on the SUMI questionnaire*. [Online] [Zitat vom: 13. 5 2013.] <http://sumi.ucc.ie/sumipapp.html>.
- Kirchgässer, Gebhard und Volters, Jürgen. 2006.** *Einführung in die moderne Zeitreihenanalyse*. München : Verlag Vahlen, 2006.
- Kirk, R. E. 2012.** *Experimental Design: Procedures for the Behavioral Sciences*. 4th ed. Los Angeles : Sage, 2012.
- Klahold, André. 2009.** *Empfehlungssysteme: Recommender Systems - Grundlagen, Konzepte und Lösungen*. Wiesbaden : Vieweg, 2009.
- Klecka, W. R. 1980.** *Discriminant Analysis*. Beverly Hills : Sage Publications, 1980. Bd. 19.
- Klein, Andreas. 2005.** Multivariate Marktforschungsverfahren. *Das Wirtschaftsstudium (Wisu)*. 2005, Bd. 34, Nr. 3, S. 30-308.
- Klusch, M. 2000.** Intelligente Informationsagenten für Wissensentdeckung und Data Mining. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000.
- Kneidl, M. 2001.** *Newsletter-Berater*. Neualbenreuth : Kneidl Und Pfaffinger, 2001.
- Knobloch, B. 2000.** Der Data-Mining-Ansatz zur Analyse betriebswirtschaftlicher Daten. *Bamberger Beiträge zur Wirtschaftsinformatik*. 2000, 58. online verfügbar: <http://www.ceushb.de/forschung/downloads/%5BKnob00%5D.pdf>.
- Kobsa, Alfred, Koenemann, Jürgen und Pohl, Wolfgang. 2001.** *Personalized Hypermedia Presentation Techniques for Improving Online Customer Relationships*. New York : ACM, 2001.
- Koch, J. 2004.** *Marktforschung: Begriffe und Methoden*. 4. Aufl. München : Oldenbourg, 2004.
- Koch, Karl-Rudolf. 2000.** *Einführung in die Bayes-Statistik*. Berlin u.a. : Springer, 2000.
- Köhler, H., Bornkamm, J. und Hefermehl, W. 2008.** *Gesetz gegen den unlauteren Wettbewerb, Kommentar*. 26. Aufl. München : Beck, 2008.
- Kohlmeier, C., Hamberg, F. 1996.** *MoViE, a visualization environment for analysing complex ecosystem models*. 1996. Detailed scientific report of ERSEM II.
-

- Koller, Daphne. 1999.** Probabilistic Relational Models. [Hrsg.] Peter Flach und Saso Dzeroski. *Inductive Logic Programming 9th International Workshop, ILP-99 Bled, Slovenia, June 24–27, 1999 Proceedings*. 1999, Bd. 1634/1999, S. 3-13.
- Kollert, Helmut, [Hrsg.]. 2005.** *Entrepreneurship für Ingenieure*. München : Oldenbourg, 2005.
- Kollmann, T. 2007.** *Online-Marketing, Grundlagen der Absatzpolitik in der Net-Economy*. Stuttgart : Kohlhammer, 2007.
- Konter-Mannweiler, Ruth. 1997.** Was kann das Internet seinen AnwenderInnen bieten? Am Beispiel von "Electronic Commerce" und anderen Services. [Hrsg.] R. Karrenbauer, T. Lauer und D. Weißgerber. 3. *SaarLorLux Multimedlia Kongress*. Aachen : Shaker Verlag, 1997, S. 90-97.
- Kopp, Gisela. 2013.** *Behavioral Targeting: Identifizierung verhaltensorientierter Zielgruppen im Rahmen der Online-Werbung*. München : Grin, 2013.
- Korb, K. B. und Nicholson, A.E. 2010.** *Bayesian Artificial Intelligence*. 2nd ed. Boca Raton : Chapman & Hall / CRC, 2010.
- Koschate, N. 2002.** *Kundenzufriedenheit und Preisverhalten: Theoretische und empirisch experimentelle Analysen*. Wiesbaden : Deutscher Universitätsverlag, 2002.
- Koschate, Nicole. 2008.** Experimentelle Marktforschung: Methoden, Anwendungen, Praxisbeispiele. [Hrsg.] Andreas Herrmann, Christian Homburg und Martin Klarmann. *Handbuch Marktforschung*. 3. Aufl. Wiesbaden : Springer, 2008, S. 107-121.
- Kotler, J. P. und Armstrong, G. M. 2010.** *Principles of Marketing. Global Edition*. 13th ed. Harlow : Pearson Education, 2010.
- Kotler, P. 2003.** *Marketing Management*. 11th ed. Upper Saddle River, NJ : Prentice Hall International, 2003.
- Kramer, T., Spolter-Weisfeld, S. und Thakkar, M. 2007.** The Effect of Cultural Orientation on Consumer Responses to Personalization. *Marketing Science*. 2007, Bd. 26, Nr. 2, S. 246-258.
- Krause, J. 2000.** *E-Commerce und Online-Marketing: Chancen, Risiken und Strategien*. 2. Aufl. München : Carl Hanser, 2000.
- Krcmar, Helmut. 2005.** *Informationsmanagement*. 4. Aufl. Berlin u.a. : Springer, 2005.
- Kreps, D. M. und Wilson, R. 1982.** Reputation and Imperfect Information. *Journal of Economic Theory*. 1982, Bd. 27, S. 253-279.
-

- Kreutzer, Ralf. 2006.** *Praxisorientiertes Marketing: Grundlagen - Instrumente - Fallbeispiele*. Wiesbaden : Gabler, 2006.
- Kroeber-Riel, W. und Esch, F. R. 2004.** *Strategie und Technik der Werbung. Verhaltenswissenschaftliche Ansätze*. 6. Aufl. Stuttgart : Kohlhammer, 2004.
- Kroeber-Riel, Werner, Weinberg, Peter und Gröppel-Klein, Andrea. 2009.** *Konsumentenverhalten*. 9. Aufl. München : Verlag Franz Vahlen, 2009.
- Kröger, J. D. 2011.** *Conversion Boosting mit Website Testing*. Heidelberg : mitp, 2011.
- Krug, P. 1992.** *Abstandsfunktionen in Hilberträumen und Schätzfunktionen in separablen Banachräumen mit Anwendungen in der mathematischen Modellierung*. Aachen : Verlag Shaker, 1992.
- Krulwich, B. 1997.** Lifestyle Finder: Intelligent User Profiling Using Large-Scale Demographic Data. *Artificial Intelligence Magazine*. 1997, Bd. 18, S. 37-45.
- Kruse, Rudolf. 2007.** Vorlesung Intelligente Datenanalyse. Chi-Quadrat-Test. *Universität Magdeburg*. [Online] 7. 11 2007. [Zitat vom: 25. 3 2014.] [http://fuzzy.cs.uni-magdeburg.de/studium/ida/txt/chi\\_squared.pdf](http://fuzzy.cs.uni-magdeburg.de/studium/ida/txt/chi_squared.pdf).
- Kuan, Huei Huang, Bock, Gee-Woo und Vathanophas, Vichita. 2005.** Comparing the Effects of Usability on Customer Conversion and Retention at e-Commerce Websites. *Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS'05) - Track 7*. BigIsland, Hawaii : IEEE, 2005, Bd. 7, S. 174.1.
- Kuckartz, U., et al. 2007.** *Qualitative Evaluation: Der Einstieg in die Praxis*. Berlin u.a. : Springer, 2007.
- Kudraß, Thomas, [Hrsg.]. 2007.** *Taschenbuch Datenbanken*. München : Carl Hanser Verlag, 2007.
- Kuhfeld, Warren F., Tobias, Randal D. und Garrat, Mark. 1994.** Efficient Experimental Design with Marketing Research Applications. *Journal of Marketing Research*. 1994, Bd. 31, Nr. 4, S. 545-557.
- Kulka, René. 2013.** *E-Mail-Marketing*. Heidelberg u.a. : mitp, 2013.
- Kumar, R., et al. 2001.** Recommendation Systems: A Probabilistic Analysis. *J. Computer and System Sciences*. 2001, Bd. 63, 1, S. 42-61.
- Küppers, Bertram. 1999.** *Data Mining in der Praxis - Ein Ansatz zur Nutzung der Potentiale von Data Mining im betrieblichen Umfeld*. Frankfurt a. M. : Peter Lang Internationaler Verlag der Wissenschaften, 1999. Bd. 2373.
-



- Kurth, Winfried. 2004.** Grundlagen des Data Mining, Vorlesung. [www-gs.informatik.tu-cottbus.de](http://www-gs.informatik.tu-cottbus.de). [Online] 2004. [Zitat vom: 21. 09 2011.] [http://www-gs.informatik.tu-cottbus.de/gdm\\_v06.pdf](http://www-gs.informatik.tu-cottbus.de/gdm_v06.pdf).
- Kushniruk, A., et al. 1996.** Cognitive evaluation of the user interface and vocabulary of an outpatient information system. *Proceedings of the AMIA Annual Fall Symposium*. Washington, DC : American Medical Informatics Association, 1996, S. 22.
- Kushniruk, A., Patel, V. und Cimino, J. 1997.** Usability testing in medical informatics: cognitive approaches to evaluation of information systems and user interfaces. *Proceedings of the AMIA annual fall symposium*. 1997, S. 218-222.
- Kuß, A. 2012.** *Marktforschung: Grundlagen der Datenerhebung und Datenanalyse*. 4. Aufl. Wiesbaden : Springer Gabler, 2012.
- Küsters, U. und Kalinowski, C. 2000.** Traditionelle Verfahren der multivariaten Statistik. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000.
- Küsters, Ulrich. 2001.** Data Mining Methoden : Einordnung und Überblick. [Hrsg.] Hajo Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing : Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2001, S. 95-130.
- Kutsch, H. B. 2007.** *Repräsentativität in der Online-Marktforschung*. Köln : EUL Verlag, 2007.
- Kwiatkowska, Marta, Norman, Gethin und Parker, David. 2007.** Lectures - BISS 2007: Probabilistic Model Checking Part 4 - Markov Decision Processes. [www.prismmodelchecker.org](http://www.prismmodelchecker.org). [Online] 2007. [Zitat vom: 27. 09 2011.] <http://www.prismmodelchecker.org/lectures/biss07/04-mdps.pdf>.
- Laatz, Wilfried. 1993.** *Empirische Methoden: Lehrbuch für Sozialwissenschaftler*. Frankfurt am Main : Harri Deutsch, 1993.
- Labs, L. 2003.** *E-Mail-Marketing: Erfolgreicher Einsatz von E-Mails im Unternehmen - So gewinnen Sie Ihre Kunden*. Wiesbaden : Vieweg+Teubner, 2003.
- Lafleur, Martin. 2009.** *Loyalty Profiling. Erfolgsdimensionen und Modellansätze eines effizienten und effektiven Customer Relationship Management*. Dissertation. Karlsruhe : Universität Karlsruhe, 2009. online verfügbar unter: [http://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=8&ved=0CE0QFjAH&url=http%3A%2F%2Fd-nb.info%2F1013721667%2F34&ei=nmVMU7zIEMfJtAbmhICwBA&usg=AFQjCNFRbCMnRJFMNDlsZzabMk6ghbTHOQ&sig2=5y\\_8S4PUXJq8jxyZpwpE3g&bvm=bv.64764171,](http://www.google.com/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=8&ved=0CE0QFjAH&url=http%3A%2F%2Fd-nb.info%2F1013721667%2F34&ei=nmVMU7zIEMfJtAbmhICwBA&usg=AFQjCNFRbCMnRJFMNDlsZzabMk6ghbTHOQ&sig2=5y_8S4PUXJq8jxyZpwpE3g&bvm=bv.64764171,)
-

- Lam, S. K. und Riedl, J. 2004.** Shilling Recommender Systems for Fun and Profit. *Proceedings of the 13th international conference on World Wide Web*. New York : ACM, 2004, S. 393-402.
- Lammenett, E. 2012.** *Praxiswissen Online Marketing. Affiliate- und E-Mail-Marketing, Suchmaschinenmarketing, Online-Werbung, Social Media, Online-PR*. 3. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2012.
- . **2007.** *Praxiswissen Online Marketing: Affiliate- und E-Mail-Marketing, Keyword-Advertising, Online-Werbung, Suchmaschinen-Optimierung*. Wiesbaden : Gabler, 2007.
- Lammenett, Erwin. 2005.** Online Marketing in der Praxis. *Direkt Marketing*. 2005, Nr. 10, S. 48-51.
- Landauer, T. K. 1997.** Behavioral Research Methods in Human-Computer Interaction. [Hrsg.] M. Helander, T. K. Landauer und P. V. Prabhu. *Handbook of Human-Computer Interaction*. 2nd ed. Amsterdam : Elsevier, 1997, S. 203-227.
- Lang, Ken. 1995.** NewsWeeder: Learning to Filter Netnews. in *Proceedings of the 12th International Machine Learning Conference (ML95)*. 1995, S. 331-339.
- Lange, C. 2006.** *Entwicklung und Stand der Disziplinen Wirtschaftsinformatik und Information Systems. Working Paper*. Essen : Institute for Computer Science and Business Information Systems, University of Duisburg-Essen, 2006.
- Langer, Sascha. 2005.** *Viral Marketing. Wie sie Mundpropaganda gezielt auslösen und Gewinn bringend nutzen*. 2. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2005.
- Lanig, Stefan, Lemcke, Manuel, Mayer, Philip. 2010.** *Evaluation von Data Mining Werkzeugen - Fachstudie Nr. 108*. Stuttgart : Institut für Visualisierung und Interaktive Systeme; Universität Stuttgart, 2010.
- Laudon, Kenneth C., Laudon, Jane Price und Schode, Detlef. 2010.** *Wirtschaftsinformatik: eine Einführung*. 2. Aufl. München : Pearson Studium, 2010.
- Lauer, Thomas. 2011.** *Bonusprogramme. Rabattsysteme für Kunden erfolgreich gestalten (Google eBook)*. 2. Aufl. Berlin, Heidelberg : Springer, 2011.
- Laugwitz, B., Held, T. und Schrepp, M. 2008.** Construction and evaluation of a user experience questionnaire. *HCI and Usability for Education and Work*. 2008, S. 63–76.
- Laugwitz, B., Schrepp, M. und Held, T. 2006.** Konstruktion eines Fragebogens zur Messung der User Experience von Softwareprodukten. *Mensch & Computer*. 2006, S. 125–134.
- Ledolter, Johannes und Swersey, Arthur. 2007.** *Testing 1-2-3. Experimental Design with Applications in Marketing and Service Operations*. Stanford, CA : Stanford University Press, 2007.
-

- Lee, B.-K. und Lee, W.-N. 2004.** The Effect of Information Overload on Consumer Choice Quality in an On-Line Environment. *Psychology & Marketing*. 2004, Bd. 21, Nr. 3, S. 159-183.
- Lee, Danielle H. und Brusilovsky, Peter. 2009.** Does Trust Influence Information Similarity? [Hrsg.] Dietmar Jannach, et al. *Proceedings of the ACM RecSys'09 Workshop on Recommender Systems & the Social Web*. New York : ACM, 2009.
- Lee, Juhnyoung, et al. 2000.** Analysis and Visualization of Metrics for Online Merchandising. *Web Usage Analysis and User Profiling*. Berlin : Springer, 2000, S. 126-141.
- Leitzmann, C.-J. 2002.** Kampagnenmanagement zur Steuerung des Multi-Channel-Marketing - Eine Einführung mit Fokus E-Mail-Marketing. [Hrsg.] H. Dallmer. *Das Handbuch Direct Marketing & More*. 8. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2002.
- Levien, R. und Aiken, A. 1998.** Attack-resistant trust metrics for public key certification. *7th USENIX Security Symposium*. 1998, S. 229-242.
- Levien, R. und Aiken, Alexander. 2002.** Advogato. [Online] 2002. [Zitat vom: 24. 10 2011.] <http://advogato.org/trust-metric.html>.
- Lewis, D., et al. 1996.** Training algorithms for linear text classifiers. [Hrsg.] Hans-Peter Frei, et al. *SIGIR '96: Proceedings of the 19th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*. 1996, S. 298-306.
- Lewis, J. 1995.** IBM computer usability satisfaction questionnaires: psychometric evaluation and instructions for use. *International journal of human computer interaction*. 1995, Bd. 7, Nr. 1, S. 57-78.
- . 1991. Psychometric Evaluation of an After-Scenario Questionnaire for Computer Usability Studies: The ASQ. *SIGCHI Bulletin*. 1991, Bd. 23, Nr. 1, S. 79.
- . 1994. Sample sizes for usability studies: Additional considerations. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*. 1994, Bd. 36, Nr. 2, S. 368-378.
- Lexikon IT Wissen, Stichwort: HTTPS. 2014.** Stichwort: HTTPS. *Lexikon IT Wissen*. [Online] DATACOM Buchverlag GmbH, 2014. [Zitat vom: 6. 10 2014.] <http://www.itwissen.info/definition/lexikon/hypertext-transfer-protocol-HTTP-HTTP-Protokoll.html>.
- Lexikon IT Wissen, Stichwort: Website. 2014.** Stichwort: Website. *Lexikon IT Wissen*. [Online] DATACOM Buchverlag GmbH, 2014. [Zitat vom: 21. 9 2014.] [http://www.itwissen.info/definition/lexikon/\\_\\_website\\_\\_website.html](http://www.itwissen.info/definition/lexikon/__website__website.html).
-

- Li, Ping, Church, Kenneth W. und Hastie, Trevor J. 2006.** Conditional random sampling: A sketch-based sampling technique for sparse data. [Hrsg.] B. Schölkopf, J. Platt und T. Hoffman. *Advances in neural information processing systems*. Cambridge, MA : MIT Press, 2006, S. 873-880.
- Lienert, G. A. und Raatz, U. 1998.** *Testaufbau und Testanalyse*. 6. Aufl. Weinheim : Beltz, 1998.
- Ligges, Uwe. 2008.** *Programmieren mit R*. Berlin : Springer, 2008.
- Lihotzky, N. 2003.** *Kundenbindung im Internet - Maßnahmen und Erfolgswirksamkeit im Business to Consumer Bereich*. Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2003.
- Lin, H. X., Choong, Y. und Salvendy, G. 1997.** A proposed index of usability: a method for comparing the relative usability of different software systems. *Behaviour & Information Technology*. 1997, Bd. 16, Nr. 4, S. 267-278.
- Linden, Greg, Rose, John R. und Huhns, Michael N. 2003.** Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering. *Internet Computing, IEEE*. 2003, Bd. 7, Nr. 1, S. 76-80.
- Lindo, W. 2008.** *Newsletter Marketing Praxisbuch*. Poing : Franzis, 2008.
- Link, J. und Hildebrand, V. 1993.** *Database Marketing und Computer Aided Selling*. München : Vahlen, 1993.
- Link, Jörg und Gary, Alexander. 2008.** Grundlagen und rechtliche Aspekte von Kundendatenbanken. [Hrsg.] Torsten Schwarz. *Leitfaden Dialogmarketing*. Waghäusel : marketing-BÖRSE GmbH, 2008, S. 307-320. online verfügbar: <http://www.marketing-boerse.de/Fachartikel/details/Grundlagen-und-rechtliche-Aspekte-von-Kundendatenbanken/14366>.
- Linker, Wolfgang. 1974.** *Experimente im Marketing: Bedeutung, Möglichkeiten und Probleme. Dissertation*. Berlin : Freie Universität, 1974.
- Lommatzsch, Andreas. 2009.** *Eine offene Architektur für die agentenbasierte, adaptive, personalisierte Informationsfilterung. Dissertation*. Berlin : Technische Universität Berlin, 2009.
- Lonthoff, Jörg. 2007.** *Externes Anwendungsmanagement: Organisation des Lebenszyklus komponentenbasierter, mobiler Anwendungen. Dissertation*. Wiesbaden : Gabler, 2007.
- Lorenz, Marie-Luise, von Oheimb, Claudia und Schögel, Marcus. 2008.** Behavioral Targeting – Die richtigen Kunden in Kontakt mit dem Unternehmen bringen. *Marketing Review St. Gallen*. 2008, Bd. 26, Nr. 6, S. 24-30.
-

- Luhdo, Toni, Fassauer, Roland und Werner, Andrej. 2012.** Procedures of Data Mining of Online Cashback System Data. [Hrsg.] A. Werner und B. Franczyk. *Proceedings of 2. Workshop on Recommendations for Consumers in multi-entity Environments*. Leipzig : Universität Leipzig, 2012, S. 8-13.
- Lund, A. 2001.** Measuring usability with the USE questionnaire. *Usability and User Experience*. 2001, Bd. 8, Nr. 2.
- Lüpsen, Haiko. 2010.** Diverse Statistik-Software. <http://www.uni-koeln.de>. [Online] 7. 12 2010. [Zitat vom: 12. 3 2012.] <http://www.uni-koeln.de/themen/statistik/software/liste.html>.
- . **2011.** R / S-Plus. <http://www.uni-koeln.de>. [Online] 9. 6 2011. [Zitat vom: 12. 3 2012.] <http://www.uni-koeln.de/themen/statistik/software/s/>.
- Lutherdt, Stefan, et al. 2009.** Design of an Assistance System for Elderly Based on Analyses of Needs and Acceptance. [Hrsg.] Constantine Stephanidis. *Universal Access in Human-Computer Interaction. Addressing Diversity*. Berlin / Heidelberg : Springer, 2009, Bd. 5614, S. 96-105.
- MacPherson, K. 2001.** *Permission-Based E-Mail Marketing that works! Everything you need to know!* Chicago : Dearborn Trade, 2001.
- Maes, Pattie. 1994.** Agents that Reduce Work and Information Overload. *Communications of the ACM*. 1994, Bd. 37, Nr. 7, S. 31-40.
- Maes, Pattie, Guttman, Robert H. und Moukas, Alexandros G. 1999.** Agents that Buy and Sell. *Communications of the ACM*. 1999, Bd. 43, Nr. 3, S. 81-91.
- Mai, Stefan und Oelmann, Mark. 2001.** Elektronischer Handel im Lichte der Bestreitbarkeit von Märkten. [Hrsg.] Juergen B. Donges und Stefan Mai. *E-Commerce und Wirtschaftspolitik*. Stuttgart : Lucius und Lucius, 2001, Bd. 8, S. 49-92.
- Majchrzak, Tim A., Jansen, Tobias und Kuchen, Herbert. 2011.** Efficiency evaluation of open source ETL tools. *SAC '11 Proceedings of the 2011 ACM Symposium on Applied Computing*. New York : ACM, 2011, S. 287-294.
- Malhotra, N. K. 2010.** *Marketing Research: An Applied Orientation*. 6. Aufl. Boston : Pearson, 2010.
- . **2007.** *Marketing Research: An Applied Orientation*. 5. Aufl. Upper Saddle River, NJ : Prentice Hall, 2007.
- Mangstl, Christian und Dörje, Niels. 2003.** Mit Online-Kooperationen zur Marktführerschaft am Beispiel der Scout24-Gruppe. [Hrsg.] Marion Büttgen und Fritjof Lücke. *Online-Kooperationen: Erfolg im E-Business durch strategische Partnerschaften*. Wiesbaden : Gabler Verlag, 2003, S. 82-92.
-

- Manhart, Klaus. 2008.** Business Intelligence (Teil 4): BI-Analysemethoden OLAP & Data Miningl. *www.techchannel.de*. [Online] 20. 2 2008. [Zitat vom: 20. 3 2012.] [http://www.techchannel.de/server/sql/1739309/business\\_intelligence\\_teil\\_4\\_bi\\_analysemethoden\\_olap\\_data\\_mining/index4.html](http://www.techchannel.de/server/sql/1739309/business_intelligence_teil_4_bi_analysemethoden_olap_data_mining/index4.html).
- March, S.T. und Smith, G.F. 1995.** Design and natural science research on information technology. *Decision Support Systems*. 1995, Bd. 15, 4, S. 251-266.
- Markov, Zdravko und Larose, Daniel. 2007.** *Data Mining the Web: Uncovering Patterns in Web Content, Structure, and Usage*. Hoboken, New Jersey : Wiley & Sons, 2007.
- Marsh, S. 1994.** *Formalising Trust as a Computational Concept*. 1994.
- Martin, B. A. S., et al. 2003.** Email Advertising: Exploratory Insights from Finland. *Journal of Advertising Research*. 2003, Bd. 43, Nr. 3, S. 293-300.
- Martin, W. 1997.** Data Warehousing und Data Mining - Marktübersicht und Trends. [Hrsg.] H. Mucksch und W. Behme. *Das Data Warehouse-Konzept: Architektur - Datenmodelle - Anwendungen*. 2. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 1997, S. 119-133.
- Mason, R.O. und Mitroff, I.I. 1973.** A program for research on management information systems. *Management science*. 1973, Bd. 19, 5, S. 475-487.
- Massa, Paolo und Avesani, Paolo. 2004.** Trust-Aware Collaborative Filtering for Recommender Systems. [Hrsg.] Robert Meersman und Zahir Tari. *On the Move to Meaningful Internet Systems 2004: CoopIS, DOA, and ODBASE*. Berlin / Heidelberg : Springer, 2004, Bd. 3290, S. 492-508.
- . **2007.** Trust-Aware Recommender Systems. *Proceedings of the 2007 ACM conference on Recommender systems RecSys '07*. New York : ACM, 2007, S. 17-24.
- Matejcek, K. 2002.** E-Mail-Marketing. [Hrsg.] R. Conrady, T. Jaspersen und W. Pepels. *Online Marketing Instrumente*. Neuwied : Luchterhand, 2002, S. 154-171.
- . **2005.** *Professionelle Newsletter - PR und Marketing per EMail*. Heidelberg : Redline Wirtschaftsverlag, 2005.
- Mauritz, Walter. 2005.** *Einsatz von Open-Source Web Content Management Systeme in Non Profit Organisationen. Diplomarbeit*. München : Grin, 2005.
- Maybeck, Peter S. 1979.** Stochastic models, estimation, and control. [Online] 1979. [Zitat vom: 22. 10 2012.] [http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/media/pdf/maybeck\\_ch1.pdf](http://www.cs.unc.edu/~welch/kalman/media/pdf/maybeck_ch1.pdf).
- Mayer, H. und Illmann, T. 2000.** *Markt- und Werbepsychologie*. 3. Aufl. Stuttgart : Schäffer-Poeschel, 2000.
-

- Mayer, H. 1993.** *Werbepsychologie*. 2. Aufl. Stuttgart : Schäffer-Poeschel, 1993.
- . **1990.** *Werbewirkung und Kaufverhalten: unter ökonomischen und psychologischen Aspekten*. Stuttgart : Poeschel, 1990.
- McDaniel, C. und Gates, R. 2012.** *Marketing Research Essentials*. 8th ed. Hoboken : Wiley, 2012.
- . **2008.** *Marketing Research Essentials*. 6th ed. Hoboken : Wiley, 2008.
- McDonald, David W. und Ackerman, Mark S. 2000.** Expertise recommender: a flexible recommendation system and architecture. *CSCW '00 Proceedings of the 2000 ACM conference on Computer supported cooperative work*. New York : ACM, 2000.
- McGovern, G., Norton, R. und O'Dowd, C. 2002.** *The Web Content Style Guide*. Harlow : Pearson Education, 2002.
- McLuhan, H. M. 1992.** *Die magischen Kanäle. Understanding Media*. Düsseldorf : Econ, 1992.
- McMillen, S. und Hwang, J.-S. 2002.** Measures of Perceived Interactivity - An Exploration of the Role of Direction of Communication, User Control and Time in Shaping Perceptions of Interactivity. *Journal of Advertising*. 2002, Bd. 31, Nr. 3, S. 29-42.
- McNee, Sean M., Kapoor, Nishikant und Konstan, Joseph A. 2006.** Don't Look Stupid: Avoiding Pitfalls when Recommending Research Papers. *CSCW '06 Proceedings of the 2006 20th anniversary conference on Computer supported cooperative work*. New York : ACM, 2006, S. 171-180.
- Meffert, Heribert. 2002.** *Neue Herausforderungen für das Marketing durch interaktive elektronische Medien - auf dem Weg zur Internet-Ökonomie*. Institut für Wirtschaftswissenschaften. Klagenfurt : Universität Klagenfurt, 2002. Reihe BWL aktuell, Nr. 6.
- Meffert, Heribert, Burmann, Christoph und Kirchgeorg, Manfred. 2008.** *Marketing - Grundlagen marketingorientierter Unternehmensführung. Konzepte - Instrumente - Praxisbeispiele*. Wiesbaden : GWV Fachverlage GmbH, 2008.
- . **2012.** *Marketing. Grundlagen marktorientierter Unternehmensführung. Konzepte - Instrumente - Praxisbeispiele*. 11. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2012.
- Meisner, C. 2006.** *The Complete Guide to Direct Marketing: Creating Breakthrough Programs That Really Work*. Chicago : Kaplan, 2006.
- Melville, N., et al. 2006.** Unsolicited Commercial E-Mail: Empirical Analysis of a Digital Commons. *International Journal of Electronic Commerce*. 2006, Bd. 10, Nr. 4, S. 143-170.
-

- Melville, P., Mooney, R.J. und Nagarajan, R. 2002.** Content-Boosted Collaborative Filtering for Improved Recommendations. *Proc. 18th Nat'l Conf. Artificial Intelligence (AAAI-02)*. Edmonton : AAAI, 2002, S. 187-192.
- Merisavo, R. und Raulas, M. 2004.** The impact of e-mail marketing on brand loyalty. *Journal of Product & Brand Management*. 2004, Bd. 13, Nr. 7, S. 498-505.
- Mertens, Peter und Wieczorrek, Hans Wilhelm. 2000.** *Data X Strategien – Data Warehouse, Data Mining und operationale Systeme für die Praxis*. Berlin, Heidelberg : Springer, 2000.
- Meyer, H. und Kindsmüller, M. 2009.** Intuitive Benutzbarkeit als Usability-Ziel. [Hrsg.] H. Brau. *Berichtband des siebten Workshops des German Chapters der Usability Professionals Association e.V. ; [siebte Praxistagung der German UPA im Rahmen der Mensch & Computer Konferenz: 06.09. bis 09.09.2009 an der Humboldt-Universität zu Berlin*. Berlin : Fraunhofer Verlag, 2009, Bd. 7, S. 87-91.
- Meyer, Martin. 2011.** *Signalverarbeitung - Analoge und digitale Signale, Systeme und Filter*. 6. Aufl. Wiesbaden : Vieweg+Teubner Verlag, 2011.
- Michels, E. 2000.** Data Mining Analysen im Handel – konkrete Einsatzmöglichkeiten und Erfolgspotenziale. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000.
- Moe, Wendy W. und Fader, Peter S. 2004.** Dynamic Conversion Behavior at E-Commerce Sites. *Management Science*. 3 2004, S. 326-335.
- Molla, Alemayehu und Licker, Paul S. 2001.** E-Commerce Systems Success: An attempt to extend and respecify the Delone and McLean Model of its success. *Journal of Electronic Commerce Research*. 2001, Bd. 2, S. 131-141.
- Montaner, Miquel, López, Beatriz und De la Rosa, Josep Lluís. 2003.** A Taxonomy of Recommender Agents on the Internet. *Artificial Intelligence Review*. 2003, Bd. 19, Nr. 4, S. 285-330.
- Montaner, Miquel, López, Beatriz und de la Rosa, Josep Lluís. 2002.** Opinion-Based Filtering Through Trust. [Hrsg.] S Ossowski und O. Shehory. *Proceedings of the Sixth International Workshop on Cooperative Information Agents*. Madrid : Springer, 2002, Bd. 2446, S. 164-178.
- Montgomery, Douglas C. 2009.** *Design and Analysis of Experiments*. 7th ed. Hoboken : Wiley, 2009.
- Mooney, R. J. und Roy, L. 1999.** Content-based book recommending using learning for text categorization. *ACM SIGIR'99. Workshop on Recommender Systems: Algorithms and Evaluation*,. 1999.
-



- Morimoto, M. und Chang, S. 2009.** Psychological Factors Affecting Perceptions of Unsolicited Commercial E-Mail. *Journal of Current Issues and Research in Advertising*. 2009, Bd. 31, Nr. 1, S. 63-73.
- Moser, Bettina. 2004.** *Online Marktforschung. Diplomarbeit.* München : GRIN, 2004.
- Mueller, U., Nauck, B. und Diekmann, A. 2000.** *Handbuch der Demographie 1: Modelle und Methoden.* Berlin u.a. : Springer, 2000.
- Muenchen, Robert A. 2012.** The Popularity of Data Analysis Software. *r4stats.com*. [Online] 2012. [Zitat vom: 12. 3 2012.] <http://r4stats.com/popularity>.
- Mui, L., Mohtashemi, M. und Halberstadt, A. 2002.** A Computational Model of Trust and Reputation. *Proc. of the 35th Hawaii International Conference on System Sciences*. Big Island, Hawaii : IEEE, 2002, S. 2431-2439.
- Müller, Johannes. 2012.** Wertbasierte Portfolio-Optimierung bei Software-Produktlinien. Dissertation. *Qucosa*. [Online] 2012. [Zitat vom: 14. 2 2014.] [http://www.qucosa.de/fileadmin/data/qucosa/documents/8304/diss\\_j\\_mueller.pdf](http://www.qucosa.de/fileadmin/data/qucosa/documents/8304/diss_j_mueller.pdf).
- Murphy, Kevin. 2013.** Software Packages for Graphical Models. *The University of British Columbia (UBC), Department of Computer Science*. [Online] 12. 2 2013. [Zitat vom: 26. 3 2014.] <http://www.cs.ubc.ca/~murphyk/Software/bnsoft.html>.
- Murthi, B. P. und Sarkar, S. S. 2003.** The Role of the Management Sciences in Research on Personalization. *Management Science*. 10 2003, Bd. 49, Nr. 10, S. 1344-1362.
- Musiol, Gerald und Kühling, Christiane. 2009.** *Kundenbindung durch Bonusprogramme: Erfolgreiche Konzeption und Umsetzung.* Berlin u.a. : Springer, 2009.
- Nagel, M, et al. 1996.** *Grafische Datenanalyse.* Stuttgart u.a. : Gustav Fischer, 1996.
- Narayanan, Arvid und Shmatikov, Vitaly. 2008.** Robust De-anonymization of Large Sparse Datasets. *Üroceedings of the 2008 IEEE Symposium on Security and Privacy*. Washington DC : IEEE Computer Society, 2008, S. 111-125.
- Nash, E. 2000.** *Direct Marketing: Strategy, Planning, Execution.* 4th ed. New York : McGraw-Hill, 2000.
- Neapolitan, R.E. 1990.** *Probabilistic Reasoning in Expert Systems: Theory and Algorithms.* New York : Wiley, 1990.
- NetSlave GmbH. QualityClick.** [Online] [Zitat vom: 28. 3 2014.] <http://www.qualityclick.com>.
-

- Neumann, U. und Nagel, T. 2007.** *Professionelles Direktmarketing - Das Praxishandbuch mit Online Marketing*. 2. Aufl. München : Dt. Taschenbuch-Verlag, 2007.
- Nicola, M. und Simona, V. 2012.** The optimization of transactional emails in a marketing perspective. Master thesis. *Uppsala Universitet*. [Online] 2012. [Zitat vom: 4. 3 2013.] <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:uu:diva-179794>.
- Nielsen. 2011.** Rankings: Top Online-Shops Deutschland - Januar 2011. *Lebensmittelzeitung*. [Online] 2 2011. [Zitat vom: 11. 12 2011.] [http://www.lebensmittelzeitung.net/business/handel/rankings/pages/Top-Online-Shops-Deutschland---Januar-2011\\_162.html#results](http://www.lebensmittelzeitung.net/business/handel/rankings/pages/Top-Online-Shops-Deutschland---Januar-2011_162.html#results).
- Nielsen, J. 2000.** *Designing Web Usability*. San Francisco : New Riders Publishing, 2000.
- . **2001.** NN/g Nielsen Norman Group. *First Rule of Usability? Don't Listen to Users*. [Online] 5. 8 2001. [Zitat vom: 13. 5 2013.] <http://www.nngroup.com/articles/first-rule-of-usability-dont-listen-to-users/>.
- . **2000.** NN/g Nielsen Norman Group. *Why You Only Need to Test with 5 Users*. [Online] 19. 3 2000. [Zitat vom: 13. 5 2013.] <http://www.nngroup.com/articles/why-you-only-need-to-test-with-5-users/>.
- Nielsen, J. und Landauer, T. 1993.** A mathematical model of the finding of usability problems. *Proceedings of the INTERACT'93 and CHI'93 conference on human factors in computing systems*. New York : ACM, 1993, S. 206-213.
- Nielsen, J. 1993.** *Usability Engineering*. San Francisco, CA : Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- Nieschlag, R., Dichtl, E. und Hörschgen, H. 2002.** *Marketing*. 19. Aufl. Berlin : Duncker & Humblot, 2002.
- Nolden, M. 2008.** *Online Marktforschung. Möglichkeiten und Grenzen*. Hamburg : Diplomica, 2008.
- Norman, D. 2002.** *The design of everyday things*. New York : Basic Books, 2002.
- Norris, James R. 2008.** *Markov Chains*. Cambridge, UK : Cambridge University Press, 2008.
- Norsys Software Corp. 2014.** Netica. *Norsys Software Corp*. [Online] 2014. [Zitat vom: 26. 3 2014.] <http://www.norsys.com/netica.html>.
- Novomind AG. 2004.** *Kundenkompass Onlineshopping : aktuelle Kundenbefragung: Anforderungen und Kaufverhalten*. [Hrsg.] Guido Birkner. Frankfurt am Main : FAZ-Inst. für Management-, Markt- und Medieninformationen, 2004.
-

- O'Connor, M. und Herlocker, J. 1999.** Clustering Items for Collaborative Filtering. *Proceedings of the ACM SIGIR Workshop on Recommender Systems: Implementation and Evaluation*. New York : ACM, 1999.
- O'Donovan, John und Smyth, Barry. 2005.** Trust in Recommender Systems. *IUI '05 Proceedings of the 10th international conference on Intelligent user interfaces*. New York : ACM, 2005, S. 167-174.
- Ogilvy, D. 1983.** *Ogilvy on Advertising*. New York : Crown Publishing, 1983.
- Ohlenhorst, Frank J. 2013.** *Big Data Analytics: Turning Big Data into Big Money*. Hoboken, New Jersey : John Wiley & Sons, 2013.
- Online Vermarkterkreis im BVDW. 2011.** Werbeinvestitionen nach Medium. [Online] 2 2011. [Zitat vom: 10. 5 2011.] <http://werbeformen.org/index.php?id=2594>.
- Ordonoz, C. 2003.** Clustering binary data streams with K-means. *Proceeding DMKD '03 Proceedings of the 8th ACM SIGMOD workshop on Research issues in data mining and knowledge discovery*. New York, NY : ACM, 2003, S. 12-19.
- O'Reilly, Tim. 2005.** What Is Web 2.0. *oreilly.com*. [Online] 30. 9 2005. [Zitat vom: 07. 11 2011.] <http://oreilly.com/web2/archive/what-is-web-20.html>.
- Österle, H. 2001.** Standardsoftware – Auswahl und Einführung. [Hrsg.] Peter Mertens, et al. *Lexikon der Wirtschaftsinformatik*. 4. Aufl. Berlin : Springer, 2001, S. 435-437.
- Österle, Hubert und Otto, Boris. 2010a.** Konsortialforschung. Eine Methode für die Zusammenarbeit von Forschung und Praxis in der gestaltungsorientierten Wirtschaftsinformatikforschung. *Wirtschaftsinformatik*. 2010a, Bd. Jg. 52, 5, S. 273-285. [https://www.alexandria.unisg.ch/Publikationen/Zitation/Hubert\\_Oesterle/224976](https://www.alexandria.unisg.ch/Publikationen/Zitation/Hubert_Oesterle/224976).
- Österle, Hubert, et al. 2010.** Memorandum zur gestaltungsorientierten Wirtschaftsinformatik. [Hrsg.] Hubert Österle, Robert Winter und Walter Brenner. *Gestaltungsorientierte Wirtschaftsinformatik: Ein Plädoyer für Rigor und Relevanz*. St. Gallen : infowerk ag, 2010.
- OVK. 2013.** OVK Online-Report 2013/02. *BVDW*. [Online] 2013. [Zitat vom: 10. 12 2013.] <http://www.bvdw.org/mybvdw/media/download/ovk-report-2013-02.pdf?file=2951>.
- Papula, Lothar. 2009.** *Mathematische Formelsammlung: Für Ingenieure und Naturwissenschaftler*. 10. Aufl. Wiesbaden : Vieweg + Teubner, 2009.
- Parasuraman, A. 1986.** *Marketing Research*. Reading, Mass. : Addison-Wesley, 1986.
- Parasuraman, A., Grewal, D. und Krishnan, R. 2007.** *Marketing Research*. 2nd ed. Boston, New York : Cengage Learning, 2007.
-

- Parguel, B., et al. 2007.** Format Effects in Volume Discounts to Consumers. *Journal of Product and Brand Management*. 2007, Bd. 16, Nr. 5, S. 348-357.
- Park, Han-Saem, Yoo, Ji-Oh und Cho, Sung-Bae. 2006.** A Context-Aware Music Recommendation System Using Fuzzy Bayesian Networks with Utility Theory. 2006, Bd. 4223/2006, S. 970-979.
- Parthey, Heinrich und Wahl, Dietrich. 1966.** *Die experimentelle Methode in den Natur- und Gesellschaftswissenschaften*. Berlin : Deutscher Verlag der Wissenschaften, 1966.
- Pateman, Nick und Holt, Dan. 2011.** *Inbound Marketing*. London : Ventus Publishing, 2011.
- Patzer, G. L. 1996.** *Experiment-Research Methodology in Marketing: Types and Applications*. London : Praeger, 1996.
- Pavlov, D. und Pennock, D. 2002.** A Maximum Entropy Approach to Collaborative Filtering in Dynamic, Sparse, High-Dimensional Domains. *Proc. 16th Ann. Conf. Neural Information Processing Systems (NIPS '02)*. 2002.
- Pavlov, O. V., Melville, N. und Plice, R. K. 2008.** Toward a sustainable email marketing infrastructure. *Journal of Business Research*. 22. August 2008, Bd. 61, Nr. 11, S. 1191-1199.
- Pazzani, M. 1999.** A Framework for Collaborative, Content-Based, and Demographic Filtering. *Artificial Intelligence Rev.* 1999, S. 393-408.
- Pazzani, Michael und Billsus, Daniel. 1997.** Learning and Revising User Profiles: The Identification of Interesting Web Sites. *Machine Learning*. 1997, Bd. 27, Nr. 3, S. 313-331.
- Pearl, J. 1988.** *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems. Networks of Plausible Inference*. San Francisco : Morgan Kaufmann Publishers, 1988.
- Pearson, Karl. 1900.** On the criterion that a given system of derivations from the probable in the case of a correlated system of variables is such that it can be reasonably supposed to have arisen from random sampling. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*. 1900, Bd. 50, Nr. 5, S. 157-175.
- Pennock, David M., et al. 2000.** Collaborative Filtering by Personality Diagnosis: A Hybrid Memory- and Model-Based Approach. *Proceedings of the Sixteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-2000)*. San Francisco : Morgan Kaufmann, 2000, S. 473-480.
- Pepels, W. 1996.** *Werbeeffizienzmessung*. Stuttgart : Schäffer-Poeschel, 1996.
-

- Perdue, Barbara C. und Summers, John O. 1986.** Checking the success of Manipulations in Marketing Experiments. *Journal of Marketing Research*. 1986, Bd. 23, Nr. 4, S. 317-326.
- Persson, Christian, Wallin, Erik und Lennstrand, Bo. 2007.** Personalization Matured. Rediscovering the Essence of One-to-One Marketing. *IADIS International Journal on WWW/Internet*. 2007, Bd. 5, Nr. 1, S. 145-158.
- Peters, T. 2006.** *Die Entwicklung der EMail-Werbung unter besonderer Berücksichtigung der UWG-Reform*. Berlin : wvb, Wiss. Verlag, 2006.
- Petersohn, Helge. 2005.** *Data Mining – Verfahren, Prozesse, Anwendungsarchitektur*. München : Oldenbourg, 2005.
- Phillip, M. V. und Suri, R. 2004.** Impact of Gender Differences on the Evaluation of Promotional Emails. *Journal of Advertising Research*. Dezember 2004, Bd. 44, Nr. 4, S. 360-368.
- Pingdom AB. 2011.** Internet 2010 in numbers. *pingdom.com*. [Online] 12. 1 2011. [Zitat vom: 6. 3 2013.] <http://royal.pingdom.com/2011/01/12/internet-2010-in-numbers/>.
- Pitsilis, Georgios und Knapskog, Svein J. 2009.** Social trust as a solution to address sparsity-inherent problems of recommender systems. [Hrsg.] Dietmar Jannach, et al. *Proceedings of the ACM RecSys'09 Workshop on Recommender Systems & the Social Web*. New York : ACM, 2009, S. 33-40. online verfügbar: <http://ls13-www.cs.uni-dortmund.de/homepage/RSWEB/papers/RSWEB-Proceedings.pdf>.
- Plice, R. K., Melville, N. P. und Pavlov, O. V. 2009.** Toward an Information-Compatible Anti-Spam Strategy. *Communications of the ACM*. 2009, Bd. 52, Nr. 5, S. 128-130.
- Ploss, D. 2002.** *Handbuch E-Mail-Marketing*. Bonn : Galileo Press, 2002.
- Ploss, D. und Berger, A. 2002.** *Intelligentes Couponing. Planung, Umsetzung, Erfolgskontrolle*. Bonn : Galileo Press, 2002.
- Plötner, O. 1995.** *Das Vertrauen des Kunden: Aufbau und Steuerung auf industriellen Märkten*. Wiesbaden : Gabler, 1995.
- Poddig, T. und Sidorovitch, I. 2000.** Künstliche Neuronale Netze – Überblick, Einsatzmöglichkeiten und Anwendungsprobleme. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000.
- Polasek, Wolfgang. 1997.** *Schließende Statistik: Einführung in die Schätz- und Testtheorie für Wirtschaftswissenschaftler*. Berlin u.a. : Springer, 1997.
-

- Pourret, Olivier, Naim, Patrick und Marcot, Bruce, [Hrsg.]. 2008.** *Bayesian Networks: A Practical Guide to Applications*. Chichester : Wiley, 2008.
- Precht, Manfred, Kraft, Roland und Bachmaier, Martin. 2005.** *Angewandte Statistik I*. 7. Aufl. München : Oldenbourg, 2005.
- Pretzer, Matthias. 2003.** Clustering und Klassifikation. *DIKO Project*. [Online] 2003. [Zitat vom: 13. 3 2014.] <http://www.diko-project.de/dokumente/ausarbeitungen/pretzer.pdf>.
- Priemer, Verena. 2000.** *Bundling im Marketing. Potentiale - Strategien - Käuferverhalten*. Frankfurt a. M. : Peter Lang, 2000.
- Pries-Heje, Jan, Lee, Jong Seok und Baskerville, Richard. 2012.** The Creativity Passdown Effect: Sharing Design Thinking Processes with Design Theory. *Annual Hawaii International Conference on System Sciences. Proceedings*. 2012, S. 4119-4127.
- Proctor, T. 2005.** *Essentials of Marketing Research*. 4th ed. Harlow : Pearson Education, 2005.
- Prümper, J. 1997.** Der Benutzungsfragebogen ISONORM 9241/10: Ergebnisse zur Reliabilität und Validität. *Software-Ergonomie*. 1997, Bd. 97, S. 253-262.
- Prümper, J. und Anft, M. 1993.** Die Evaluation von Software auf Grundlage des Entwurfs zur internationalen Ergonomie-Norm ISO 9241 Teil 10 als Beitrag zur partizipativen Systemgestaltung-ein Fallbeispiel. *Software-Ergonomie*. 1993, Bd. 93, S. 145–156.
- Prümper, Jochen. 2011.** Instrumente. *HTW Berlin*. [Online] 2011. [Zitat vom: 26. 3 2014.] <http://people.f3.htw-berlin.de/Professoren/Pruemper/instrumente.html>.
- Pu, Pearl und Chen, Li. 2010.** A User-Centric Evaluation Framework of Recommender Systems. *Proceedings of the ACM RecSys 2010 Workshop on User-Centric Evaluation of Recommender Systems and Their Interfaces (UCERSTI)*. Barcelona, Spain : CEUR-WS.org, 2010, S. 14-21.
- Punj, G. N. und Moore, R. 2007.** Smart Versus Knowledgeable Online Recommendation Agents. *Journal of Interactive Marketing*. 2007, Bd. 21, Nr. 4, S. 46-60.
- Quality Unit, LLC. 2014.** *Post Affiliate Pro*. [Online] 2014. [Zitat vom: 28. 3 2014.] <http://www.postaffiliatepro.com>.
- Quinlan, J.R. 1993.** *C4.5: programs for machine learning*. San Francisco : Morgan Kaufman, 1993.
-

- . 1986. Induction of Decision Trees. *Machine Learning*. 1986, Bd. 1, Nr. 1, S. 81-106.
- Rapp, S. und Collins, T. L. 1990.** *The great marketing turnaround: The age of the individual, and how to profit from it*. Englewood Cliffs, N.J : Prentice Hall, 1990.
- Rasch, Björn, et al. 2004.** *Quantitative Methoden*. Berlin u.a. : Springer, 2004. Bd. 1.
- Rashid, et al. 2002.** Getting to Know You: Learning New User Preferences in Recommender Systems. *IUI '02 Proceedings of the 7th international conference on Intelligent user interfaces*. New York : ACM, 2002, S. 127-134.
- Raskin, J. 1994.** Viewpoint: Intuitive equals familiar. *Communications of the ACM*. 1994, Bd. 37, Nr. 9, S. 17-18.
- Reed, L. M. 1997.** *Spillover: a brand's average promotional effect on store sales across other product categories*. Los Angeles : University of California (UCLA), 1997.
- Reese, Frank. 2010.** idealobserver. [Online] 2010. [Zitat vom: 26. 08 2011.] <http://www.idealobserver.com>.
- Reinartz, Thomas. 1999.** *Focusing solutions for data mining – analytical studies and experimental results in real-world domains*. Berlin : Springer, 1999.
- Reinecke, Sven und Eberharter, Jasmin. 2010.** Marketingcontrolling 2010: Einsatz von Methoden und Verfahren des Marketingcontrollings in der Praxis. *Controlling - Zeitschrift für erfolgsorientierte Unternehmenssteuerung*. 2010, Bd. 8/9, S. 438-447.
- Reinhard, B. 2004.** *Direktmarketingkampagnen per eMail. Ein kompetenter Leitfaden für alle, die sich mit professionellem eMail-Marketing beschäftigen*. Göttingen : BusinessVillage, 2004.
- . 2002. Perfekte E-Mailings Schritt für Schritt. *Direkt Marketing*. 2002, Bd. 5, Nr. 7, S. 50-55.
- Reips, U.-D. 1999.** Theorie und Techniken des Web-Experimentierens. [Hrsg.] B. Batinic, et al. *Online Research. Methoden, Anwendungen und Ergebnisse*. Göttingen u.a. : Hogrefe, Verlag für Psychologie, 1999, S. 277-295.
- . 2003. Web-Experimente - Eckpfeiler der Online-Forschung. [Hrsg.] A. Theobald, M. Dreyer und T. Starsetzki. *Online Marktforschung: theoretische Grundlagen und praktische Erfahrungen*. 2. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2003, S. 73-89.
- Reppenhagen, Nora. 2010.** *Preiserwartungen bei Dienstleistungen. Dissertation*. Wiesbaden : Gabler, 2010.
-

- Reschke, Christian. 2012.** Online-Marketing: Ohne Strategie ist alles nichts! [Hrsg.] Ernst Stahl, et al. *E-Commerce-Leitfaden: Noch erfolgreicher im elektronischen Handel*. 3. Aufl. Regensburg : Universitätsverlag Regensburg, 2012, S. 66-81.
- Resnick, P. und Varian, H. R. 1997.** Recommender Systems. *Communications of the ACM*. 3 1997, S. 56-58.
- Resnick, P., et al. 1994.** GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews. *CSCW '94 Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*. New York : ACM, 1994, S. 175-186.
- Rettie, R. und Chittenden, L. 2002.** Email-Marketing: Success Factors. [Hrsg.] A. Treloar. *The web enabled global village, in: Proceedings of AusWeb 02. The Eighth Australian World wide web Conference*. Southern Cross University : Lismore, 2002, S. 1-10.
- Ries, Jeff. 2003.** *Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, Institut für Geodäsie und Geoinformation*. [Online] 2003. [Zitat vom: 9. 9 2012.] [http://www.igg.uni-bonn.de/tg/uploads/tx\\_ikgpublication/ries\\_03.pdf](http://www.igg.uni-bonn.de/tg/uploads/tx_ikgpublication/ries_03.pdf).
- Rittel, H.W. 1972.** On the planning crisis: Systems analysis of the 'first and second generations'. *Bedriftsokonomien*. 1972, Bd. 8, S. 390-396.
- Rizzi, J. 2001.** Precision E-Mail-Marketing. *Direct Marketing*. 2001, Bd. 64, Nr. 7.
- Roberts, S., Feit, M. und Bly, R. W. 2000.** *Internet Direct Mail - The complete guide to successful E-Mail-Marketing Campaigns*. Chicago : McGraw-Hill Professional, 2000.
- Rodgers, S: und Chen, Q. 2007.** The Interactive Advertising Model: Additional Insights into Response to Spamming. [Hrsg.] D. W., Thorson, E. Schuhmann. *Internet Advertising, Theory and Research*. 2nd ed. London : Psychology Press, 2007, S. 259-283.
- Roethlisberger, Fritz Jules und Dickson, William J. 1964.** *Management and the Worker*. Cambridge, MA : Harvard University Press, 1964.
- Rönz, B. und Strohe, H. G., [Hrsg.]. 1994.** *Lexikon Statistik*. Wiesbaden : Gabler, 1994.
- Rosset, S., et al. 2002.** Customer Lifetime Value Modeling and Its Use for Customer Retention Planning. *Proc. of the 8th ACM SIGKDD International Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-2002)*. New York : ACM, 2002.
- Rosset, Saharon. 2003.** *Topics of Regularization and Boosting. PhD thesis*. Stanford, CA : Stanford University Press, 2003. [http://www.stanford.edu/~hastie/THESES/saharon\\_rosset.pdf](http://www.stanford.edu/~hastie/THESES/saharon_rosset.pdf).
-



- Rössler, P. und Beck, K. 2001.** Aufmerksamkeitskalküle bei verschiedenen Modi der Online-Kommunikation. [Hrsg.] K. Beck und W. Schweiger. *Attention please! Online Kommunikation und Aufmerksamkeit*. München : Fischer (Reinhard), 2001, S. 141-158.
- Roßnagel, Alexander. 2007.** Personalisierung in der E-Welt. Aus dem Blickwinkel der informationellen Selbstbestimmung gesehen. *Wirtschaftsinformatik*. 2007, Bd. 49, Nr.1, S. 8-15.
- Rost, J. 2004.** *Lehrbuch Testtheorie- Testkonstruktion*. 2. Aufl. Bern : Hans Huber, 2004.
- Rouse, Margaret. 2005.** SearchEnterpriseLinux. *Definition Script*. [Online] 8 2005. [Zitat vom: 25. 1 2013.] <http://searchenterprise-linux.techtarget.com/definition/script>.
- Rubin, J. und Chisnell, D. 1994.** *Handbook of usability testing: How to plan, design and conduct effective tests*. New York : Wiley, 1994.
- Rudolph, C. 2011.** Evaluierung von Usability durch standardisierte qualitative Leitfadeninterviews. *Technische Universität München, Lehrstuhl für Informatikanwendungen in der Medizin & Augmented Reality*. [Online] 18. 4 2011. [Zitat vom: 7. 5 2013.] [http://campar.in.tum.de/twiki/pub/Students/MAQualitativeUsabilityConcept/Masterarbeit\\_QUK\\_CarmenRudolph.pdf](http://campar.in.tum.de/twiki/pub/Students/MAQualitativeUsabilityConcept/Masterarbeit_QUK_CarmenRudolph.pdf).
- Rudolph, P.E., Tuchscherer, A. und Jäger, B. Beurteilung von Diskriminanzanalyseverfahren in und mit SAS, Proceedings KSFE 1999. SAS-Wiki.** [Online] [Zitat vom: 16. 8 2012.] <http://de.saswiki.org/images/f/fb/3.KSFE-1999-Rudolph-Beurteilung-von-Diskrimanzanalyseverfahren-in-und-mit-SAS.pdf>.
- Russel, S. und Norvig, P. 2003.** *Artificial Intelligence. A Modern Approach*. Second Edition. Harlow : Prentice Hall, 2003.
- Ryan, D. und Jones, C. 2009.** *Understanding Digital Marketing*. London : Kogan Page, 2009.
- Sachs, Michael. 2013.** *Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik: für Ingenieurstudenten an Fachhochschulen*. 4. Aufl. München : Hanser Verlag, 2013.
- Safko, L und Brake, D. K. 2009.** *The Social Media Bible: Tactics, Tools & Strategies for Business Success*. New Jersey : Wiley, 2009.
- Sarkar, M., Butler, B. und Steinfield, C. 1995.** Intermediaries and Cybermediaries. A Continuing Role for Mediating Players in the Electronic Marketplace. *Journal of Computer Mediated Communication*. 1995, Bd. 1, Nr. 3.
- Sarodnick, F. und Brau, H. 2006.** *Methoden der Usability Evaluation: Wissenschaftliche Grundlagen und praktische Anwendung*. Bern : Huber, 2006.
-

- Sarodnick, Florian und Brau, Henning. 2011.** *Methoden der Usability Evaluation: Wissenschaftliche Grundlagen und praktische Anwendung*. 2. Aufl. Bern : Hans Huber, 2011.
- Sarris, V. 1990.** *Methodische Grundlagen der Experimentalpsychologie: Erkenntnisgewinnung und Methodik der experimentellen Psychologie*. München : Reinhard Verlag, 1990. Bd. 1.
- Sarwar, B., et al. 2000.** Application of Dimensionality Reduction in Recommender Systems—A Case Study. *Proc. ACM WebKDD Workshop*. New York : ACM, 2000.
- . **2001.** Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. *WWW '01 Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web*. New York : ACM, 2001, S. 285-295.
- Schafer, B. J., Konstan, Joseph und Riedl, John. 1999.** Recommender Systems in E-Commerce. *EC '99 Proceedings of the 1st ACM conference on Electronic commerce*. New York : ACM, 1999, S. 158-166.
- Schäfer, Ralph. 2001.** Rules for Using Multi-Attribute Utility Theory for Estimating a User's Interests. *Ninth Workshop Adaptivität und Benutzermodellierung in Interaktiven Softwaresystemen*. Dortmund : Technische Universität Dortmund, 2001.
- Schäfer, Thomas. 2010.** *Statistik I: Deskriptive und Explorative Datenanalyse*. Wiesbaden : VS Verlag, 2010.
- Scheed, Bernd-Arthur. 2000.** Softwarewerkzeuge für visuelles Data Mining im Marketing. [Hrsg.] H. Hippner, et al. *Handbuch Data Mining im Marketing. Knowledge Discovery in Marketing Databases*. Wiesbaden : Vieweg, 2000.
- Schefer, D. und Schuler, R. 2002.** Adressgenerierung im Internet. [Hrsg.] H. Dallmer. *Das Handbuch Direct Marketing & More*. 8. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2002, S. 583-608.
- Scheier, Christian und Heinsen, Sven. 2003.** Aufmerksamkeitsanalyse. [Hrsg.] S. Heinsen und P. Vogt. *Usability praktisch umsetzen. Handbuch für Software, Web, Mobile Devices und andere interaktive Produkte*. München u.a. : Carl Hanser, 2003.
- Schels, Ignatz. 2005.** *Excel. Formeln und Funktionen. 400 Beispiele, mit Praxislösungen, selbst programmieren*. München : Markt+Technik Verlag, 2005.
- Schendera, Christian FG. 2008.** *Regressionsanalyse mit SPSS*. München : Oldenbourg Verlag, 2008.
- Schiller, Jürgen. 2006.** *Web 2.0 im Unternehmen. Diplomarbeit*. München : Grin, 2006.
-

- Schira, Josef. 2009.** *Statistische Methoden der VWL und BWL: Theorie und Praxis*. 3. Aufl. München : Pearson Studium, 2009.
- Schlittgen, Rainer und Streitberg, Bernd. 2001.** *Zeitreihenanalyse*. 9. Aufl. München : Oldenbourg, 2001.
- Schlobinski, P. 1996.** *Empirische Sprachwissenschaft*. Opladen : Westdeutscher Verlag, 1996.
- Schmidt, Katrin und Schaich, Eberhard.** Korrelationsanalyse. *Gabler Wirtschaftslexikon*. [Online] Springer Gabler. [Zitat vom: 6. 8 2012.] <http://wirtschaftslexikon.gabler.de/Archiv/2968/korrelationsanalyse-v7.html>.
- Schmidt-Volkmar, Pascal. 2008.** *Betriebswirtschaftliche Analyse auf operationalen Daten*. Wiesbaden : Gabler Verlag, 2008.
- Schmit, Kristof und Faller, Christian. 2013.** *Customer Loyalty Management für kleine und mittelständische Unternehmen. Erfolgsfaktoren der Kundenloyalität anhand kundenbindender Best-Practice-Maßnahmen*. Norderstedt : BoD – Books on Demand, 2013.
- Schmitt, H. 2007.** *Erfolgreiches Newslettermarketing: Planung, Erstellung und Versand professioneller E-Mail-Newsletter*. Norderstedt : Books on Demand, 2007.
- Schmittlein, D. C., Morrison, D. G. und Colombo, R. 1987.** Counting Your Customers: Who are they and what will they do next? *Management Science*. 1987, Bd. 33, Nr. 1.
- Schmittmann, J. M. 2003.** *Werbung in Internet, Recht und Praxis*. München : Beck Juristischer Verlag, 2003.
- Schneider, Matti und Mentemeier, Sebastian. 2010.** *Zeitreihenanalyse mit R*. Westfälische Wilhelms-Universität Münster. [Online] 2010. [Zitat vom: 9. 9 2012.] <http://wwwmath.uni-muenster.de/statistik/lehre/SS10/Blockpraktikum/Zeitreihenanalyse.pdf>.
- Schneider, Willy. 2009.** *Marketing und Käuferverhalten*. 3. Aufl. München : Oldenbourg, 2009.
- Schnell, R., Hill, P. B. und Esser, E. 2011.** *Methoden der empirischen Sozialforschung*. 9. Aufl. München : Oldenbourg Verlag, 2011.
- Schnell, Rainer. 1994.** *Graphisch gestützte Datenanalyse*. München : Oldenbourg, 1994.
- Scholz, P. 2003.** Datenschutz bei Data Warehousing und Data Mining. [Buchverf.] Alexander Roßnagel. *Handbuch Datenschutzrecht. Die neuen Grundlagen für Wirtschaft und Verwaltung*. München : Beck Juristischer Verlag, 2003, S. 1833-1875.
-

- Schrivver, K. 1989.** Evaluating Text Quality: The Continuum From Text-Focused to Reader-Focused Methods. *IEEE Transactions on Professional Communication*. 1989, Bd. 32, Nr. 4, S. 238-255.
- Schubert, Petra. 2000.** eBusiness, eGovernment und Cyber Space. [Buchverf.] M. Gisler und D. Spahni. *eGovernment - eine Standortbestimmung*. Bern : Paul Haupt, 2000, S. 75-97.
- Schüler, Julia, Dietz, Franziska. 2004.** *Kurzlehrbuch Medizinische Psychologie und Soziologie*. Stuttgart : Georg Thieme Verlag, 2004.
- Schuster, Arthur. 1898.** On the investigation of hidden periodicities with application to a supposed 26 day period of meteorological phenomena. *Terrestrial Magnetism and Atmospheric Electricity*. 3 1898, Bd. 3, 1, S. 13-41.
- Schütte, Reinhard und Vering, Oliver. 2004.** *Erfolgreiche Geschäftsprozesse durch standardisierte Warenwirtschaftssysteme. Marktanalyse, Produktübersicht, Auswahlprozess*. 2. Aufl. Berlin u.a. : Springer, 2004.
- Schütz, Wilken, Meyer, Markus. 2001.** Definition einer Parameter-Hierarchie zur Adaptierung der Benutzer-Interaktion in E-Commerce-Systemen. *Proceedings of ABIS 2001*. 2001.
- Schwaiger, A., Fassauer, R. und Werner, A. 2012.** Optimizing Newsletter Recommendations based on Social Information. [Hrsg.] A. Werner und B. Franzcyk. *Proceedings of 2nd Workshop on Recommendations for Consumers in multi-entity Environments*. Leipzig : Universität Leipzig, 2012, S. 14-19.
- Schwaiger, Arndt Stephan Georg. 2006.** *Modellierung und Analyse individuellen Konsumentenverhaltens mit probabilistischen Holonen*. Dissertation. Saarbrücken : Universität des Saarlandes, 2006.
- Schwarz, S. 1999.** *Organisationskonzepte im Data Warehousing, Arbeitsbericht BE HSG/CC DWS/02 des Instituts für Wirtschaftsinformatik der Universität St. Gallen*. St. Gallen : Universität St. Gallen, 1999.
- Schwarz, T. 2003.** *Dmmv-Praxishandbuch: EMail-Marketing*. München : Hightext, 2003.
- . **2012.** *Erfolgreiches Online Marketing, Schritt für Schritt zum Ziel*. 2. Aufl. Freiburg : Haufe, 2012.
- . **2005.** *Leitfaden E-Mail-Marketing und Newsletter-Gestaltung. Erfolg im Online Marketing. Neue Kunden gewinnen und binden. Mailingkosten sparen*. 3. Aufl. Waghäusel : Marketing-Börse, 2005.
-

- . 2008. Permission Marketing. *Leitfaden Online Marketing*. 2. Aufl. Waghäusel : marketing-BÖRSE, 2008, S. 423-429.
- . 2001. *Permission Marketing macht Kunden süchtig*. 2. Aufl. Würzburg : Max Schimmel, 2001.
- . 2008b. Professionelle Newsletter. *Leitfaden Online Marketing*. 2. Aufl. Waghäusel : marketing-Börse, 2008b, S. 455-469.
- Schweibenz, W. und Thissen, F. 2002.** *Qualität Im Web: Benutzerfreundliche Webseiten Durch Usability-Evaluation*. Berlin : Springer, 2002.
- Schweiger, G. und Schrattenecker, G. 2009.** *Werbung - Eine Einführung*. 7. Aufl. Stuttgart : Lucius & Lucius, 2009.
- Scott, D. M. 2007.** *The New Rules of Marketing and PR: How to Use News Releases, Blogs, Podcasting, Viral Marketing and Online Media to Reach Buyers Directly*. New Jersey : John Wiley & Sons, 2007.
- Seeborn, J. 2010.** *Gabler Kompaktlexikon Werbung*. 4. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2010.
- Seibert, L.J. 1997.** What consumers think about bonus pack. *Marketing News*. 1997, Bd. 10, Nr. 2, S. 9.
- Seni, Giovanni und Elder, John. 2010.** *Ensemble Methods in Data Mining: Improving Accuracy Through Combining Predictions*. San Francisco u.a. : Morgan & Claypool Publishers, 2010.
- Serafeimidis, Vassilis. 2002.** A Review of Research Issues in Evaluation of Information Systems. [Hrsg.] Wim van Grembergen. *Information Systems Evaluation Management*. London : IRM Press, 2002, S. 167-194.
- Shadish, W. R., Cook, T. D. und Campbell, D. T. 2002.** *Experimental and quasi-experimental designs for generalized causal inference*. Boston : Houghton Mifflin, 2002.
- Shafer, Glen. 1976.** *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton, New Jersey : Princeton University Press, 1976.
- Shani, Guy, Heckerman, David und Brafman, Ronen I. 2005.** An MDP-Based Recommender System. *Journal of Machine Learning Research*. 2005, Bd. 6, S. 1265-1295.
- Shardanand, U und Maes, P. 1995.** Social Information Filtering: Algorithms for Automating 'Word of Mouth'. *Proceedings of ACM CHI'95 Conference on Human Factors in Computing Systems*. 1995, Bd. 1, S. 210-217.
-

- Shaughnessy, J. J., Zechmeister, E. B. und Zechmeister, J. S. 2009.** *Research Methods in Psychology*. 8th ed. Boston : McGraw-Hill, 2009.
- Shim, J.P., et al. 2002.** Past, present, and future of decision support technology. *Decision Support Systems: Directions for the Next Decade*. 2002, Bd. 33, Nr. 2, S. 111-126.
- Shin, Jae-eun und Wastell, David G. 2001.** A User-Centered Methodological Framework for the Design of Hypermedia-Based CALL Systems. *CALICO Journal*. 2001, Bd. 18, 3, S. 517-537.
- Shina, I. und Smith, M. F. 2000.** Consumers Preferences of Promotional Framing of Price. *Psychology & Marketing*. 2000, Bd. 17, Nr. 3, S. 257-275.
- Shneiderman, B. 2009.** *Designing the User Interface: Strategies for Effective Human-Computer Interaction*. 5th ed. Boston : Addison-Wesley, 2009.
- Shohat, M. und Musch, J. 2003.** Online auctions as a research tool: a field experiment on ethic discrimination. *Swiss Journal of Social Psychology*. 2003, Bd. 62, Nr. 2, S. 193-145.
- Shoshani, A. 1982.** Statistical Databases: Characteristics, Problems and some Solutions. *Proceedings of the 8th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB 1982, Mexico City, Mexico, 8.-10. Sept.)*. San Francisco : Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1982, S. 208-222.
- Si, L. und Jin, R. 2003.** Flexible Mixture Model for Collaborative Filtering. *Proc. 20th Int'l Conf. Machine Learning (ICML)*. 2003, S. 704-711.
- Siever, Torsten, Schlobinski, Peter und Runkehl, Jens, [Hrsg.]. 2005.** *Websprache.net: Sprache und Kommunikation im Internet*. Berlin u.a. : Walter de Gruyter, 2005. Reihe Linguistik. Impulse und Tendenzen.
- Simitis, S. und Bizer, J., [Hrsg.]. 2006.** *Bundesdatenschutzgesetz*. 6. Aufl. Baden-Baden : Nomos, 2006.
- Simonson, I. 2005.** Determinants of Customers' Responses to Customized Offers: Conceptual Framework and Research Propositions. *Journal of Marketing*. 2005, Bd. 69, Nr. 1, S. 32-45.
- Simovic, Daniel. 2013.** *Retargeting als Marketinginstrument im Internet: Chancen und Risiken personalisierter Bannerwerbung für Online-Shops und Markenhersteller*. Hamburg : Diplomica, 2013.
- Sinn, U.-M. 2008.** Pfiffige Mailings. [Hrsg.] T. Schwarz. *Leitfaden Online Marketing*. 2. Aufl. Waghäusel : marketing-BÖRSE, 2008, S. 435-454.
-

- Smith, D., Menon, S. und Sivakumar, K. 2005.** Online Peer and Editorial Recommendations, Trust, and Choice in Virtual Markets. *Journal of Interactive Marketing*. 2005, Bd. 19, Nr. 3, S. 15-37.
- Sommerville, Ian. 2007.** *Software Engineering*. 8th ed. Harlow, UK : Addison-Wesley, 2007.
- Sonquist, J.A. und Morgan, J.N. 1964.** *The Detection of Interaction Effects: : a report on a computer program for the selection of optimal combinations of explanatory variables*. Institute for Social Research, The University of Michigan. Ann Arbor, MI : University of Michigan, 1964.
- Sponsel, Rudolf.** Statistik-Pakete - Methodische Anforderungen. *SGIPT - Society for General and Integrative Psychotherapy*. [Online] [Zitat vom: 16. 8 2012.] <http://www.sgipt.org/wisrms/statm/statpak.htm>.
- Stahlknecht, P. und Hasenkamp, U. 2005.** *Einführung in die Wirtschaftsinformatik*. 11. Aufl. Berlin : Springer, 2005.
- Stahmer, Björn Patrick. 2006.** *SimMarket: Simulation des Abverkaufsverhaltens von Artikeln des Einzelhandels mit probabilistischen Agenten*. Saarbrücken : Universität des Saarlandes, 2006.
- Stanoevska-Slabeva, Katarina. 2008.** Web 2.0 – Grundlagen, Auswirkungen und zukünftige Trends. [Hrsg.] Miriam Meckel und Katarina Stanoevska-Slabeva. *Web 2.0. Die nächste Generation Internet*. Baden-Baden : Nomos Verlagsgesellschaft, 2008, S. 13-38.
- Statista. 2010.** *Statista*. [Online] 2010. [Zitat vom: 11. 4 2014.] <http://de.statista.com/statistik/daten/studie/169150/umfrage/gruende-fuer-die-verwendung-mehrerer-e-mail-postfaecher/>.
- Statistisches Bundesamt. 2006.** *Die Qualitätsstandards der amtlichen Statistik*. [Hrsg.] Statistische Ämter des Bundes und der Länder. Wiesbaden : Statistisches Bundesamt, 2006.
- Steffenhagen, Hartwig. 2008.** *Marketing: eine Einführung*. 6. Aufl. Stuttgart : Kohlhammer, 2008.
- Steinhaus, Stefan.** Vergleichstests/Anwenderberichte. <http://www.scientificweb.de>. [Online] [Zitat vom: 12. 3 2012.] <http://www.scientificweb.de/testreport/>.
- Sterne, J. 2003.** *Advanced EMail Marketing*. Emeryville : Lyris Technologies, 2003.
- Sterne, J. und Priore, A. 2000.** *EMail-Marketing: Using EMail to Reach Your Target Audience and Build Customer Relationships*. New York : Wiley, 2000.
- Stier, W. 1999.** *Empirische Forschungsmethoden*. 2. Aufl. Berlin : Springer, 1999.
-

- Stock, Wolfgang G. 2006.** *Information Retrieval: Informationen suchen und finden.* München : Oldenbourg, 2006.
- Stocker, Herbert. 2012.** Methoden der Empirischen Wirtschaftsforschung. *Angewandte Ökonometrie.* [Online] 2012. [Zitat vom: 9. 9 2012.] <http://www.uibk.ac.at/econometrics/einf/kap13.pdf>.
- Stolpmann, M. 2001.** *Online-Marketing-Mix - Kunden finden, Kunden binden im E-Business.* 2. Aufl. Bonn : Galileo Press, 2001.
- Stolpmann, M. und Matejcek, K. 2007.** *Wie nutze ich E-Mail und Newsletter zur Gästekommunikation.* Heidelberg : Redline Wirtschaftsverlag, 2007.
- Stolzenberger, Thomas. 2009.** *Neue Wege in Online-Werbung und Direktmarketing durch Predictive Behavioral Targeting. Diplomarbeit.* Hamburg : Diplomica, 2009.
- Stone, B. und Jacobs, R. 2008.** *Successful Direct Marketing Methods.* 8th ed. New York : McGraw-Hill, 2008.
- Strauss, J. und Frost, R. 2009.** *E-Marketing.* 5th ed. Upper Saddle River : Pearson, 2009.
- Strauss, J., El-Ansary, A. und Frost, R. 2003.** *E-Marketing.* 3rd ed. Upper Saddle River, NJ. : Pearson, 2003.
- . **2006.** *E-Marketing.* 4th ed. Upper Saddle River, NJ : Pearson Prentice Hall, 2006.
- Strauß, R. und Schroder, D. 1999.** Wie werden die Produkte den Kunden angepasst ? - Massenhafte Individualisierung. [Hrsg.] A. Sönke, et al. *eCommerce Einstieg, Strategie und Umsetzung in Unternehmen.* Frankfurt a. M. : Frankfurter Allgemeine Buch, 1999, S. 109-119.
- Striegel, T. 2003.** *Effizientes Direktmarketing. Mit der richtigen E-Mail-Marketing-Strategie Absatz fördern, Kunden binden, Kosten senken.* Bonn : Galileo Press, 2003.
- Stüber, Eva. 2011.** *Personalisierung im Internethandel.* Wiesbaden : Gabler Verlag, 2011.
- Su Lee, Yeong. 2008.** *Website-Klassifikation und Informationsextraktion aus Informationsseiten einer Firmenwebsite, Dissertation.* München : Centrum für Informations- und Sprachverarbeitung (CIS) der Ludwig-Maximilians-Universität, 2008.
- Swaminathan, V. 2003.** The Impact of Recommendation Agents on Consumer Evaluation and Choice: The Moderating Role of Category Risk, Product Complexity, and Consumer Knowledge. *Journal of Consumer Psychology.* 2003, Bd. 13, Nr. 1-2, S. 93-101.
-



- Sweeney, S., Dorey, E. und MacLellan, A. 2006.** *3G marketing on the internet. third generation internet marketing strategies for online success.* 7th ed. Gulf Breeze, FL : Maximum Press, 2006.
- Sycara, Katia. 1998.** In-Context Information Management through Adaptive Collaboration of Intelligent Agents. [Hrsg.] Matthias Klusch. *Intelligent Information Agents: Agent-Based Information Discovery and Management on the Internet: Cooperative, Rotational and Adaptive Information Gathering on the Internet.* Berlin u.a. : Springer Verlag, 1998, S. 78-99.
- Szyperski, C. und Pfister, C. 1997.** Workshop on Component-Oriented Programming. [Hrsg.] M. Mühlhäuser. *Special Issues in Object Oriented Programming - Workshop Reader of the 10th European Conference on Object Oriented Programming ECOOP.* Heidelberg : dpunkt, 1997.
- Ta-Hsin, Li. 2010.** A robust periodogram for high-resolution spectral analysis. *Signal Processing.* 2010, Bd. 90, Nr. 7, S. 2133--2140.
- Tan, Pang-Ning, Steinbach, Michael und Kumar, Vipin. 2005.** Association Analysis: Basic Concepts and Algorithms. *Introduction to Data Mining.* Reading, MA : Addison-Wesley, 2005, S. 327-414.
- Tapp, A. 2008.** *Principles of direct and database marketing.* 4th ed. Harlow : Pearson Education, 2008.
- team in medias, die TYPO3-Macher. 2013.** Affiliate Extension. Online-Marketing Trackingmethoden. [Online] 2013. [Zitat vom: 13. 12 2013.] <http://www.typo3-macher.de/trackingmethoden.html>.
- TEIA AG - Internet Akademie und Lehrbuch. 2009.** <http://www.teialehrbuch.de/>. [Online] 2009. [Zitat vom: 29. 08 2011.] <http://www.teialehrbuch.de/Kostenlose-Kurse/eCommerce/5778-Definitionen-und-Begriffsabgrenzung.html>.
- TEIA AG - Internet Akademie und Lehrbuch Verlag. 2002.** Marketing für mittelständische Unternehmen. *TEIA Lehrbuch.* [Online] 2002. [Zitat vom: 22. 3 2014.] <http://www.teialehrbuch.de/Kostenlose-Kurse/Marketing/15235-Besonderheiten-des-Internet-Marketing.html>.
- Teltzrow, M. und Günther, O. 2003.** Web Metrics for Retailers. [Hrsg.] Kurt Bauknecht, A Min Tjoa und Gerald Quirchmayr. *E-Commerce and Web Technologies.* 2003, Bd. 2738, S. 328-338. Lecture Notes in Computer Science.
- Teltzrow, M., Bettina, B. und Günther, O. 2004.** Ein Kennzahlensystem für Mehrkanalhändler. [Hrsg.] Peter Chamoni und Wolfgang Deiters. *Multikonferenz*
-

*Wirtschaftsinformatik (MKWI) 2004*. Berlin : Akad. Verl.-Ges., 2004, Bd. 2, S. 125-136.

**Terveen, Loren und Hill, Will. 2001.** Beyond Recommender Systems: Helping People Help Each Other. [Hrsg.] John M. Carroll. *In Human Computer Interaction in the New Millennium*. München : Addison Wesley, 2001, S. 487-509.

**Teschl, Gerald und Teschl, Susanne. 2006.** *Mathematik für Informatiker, Band 1: Diskrete Mathematik und Lineare Algebra*. Berlin : Springer, 2006.

—. **2007.** *Mathematik für Informatiker, Band 2: Analysis und Statistik*. Berlin : Springer, 2007.

**Tezinde, T., Smith, B. und Murphy, J. 2002.** Getting Permission: Exploring Factors Affecting Permission Marketing. *Journal of Interactive Marketing*. 2002, Bd. 16, Nr. 4, S. 28-36.

**Thaler, R.H. und Johnson, E.J. 1990.** Gambling with the House Money and Trying to Break Even: The Effects of Prior Outcomes on Risky Choice. *Management Science*. 1990, Bd. 36, Nr. 6, S. 643-660.

**Thaler, Richard. 1985.** Mental accounting and consumer choice. *Marketing Science*. 1985, Bd. 4, S. 199-214.

**The R Foundation for Statistical Computing.** The R Project for Statistical Computing. [Online] [Zitat vom: 12. 3 2012.] <http://www.r-project.org/>.

**Theis, Hans-Joachim. 2002.** *Kommunikationsstrategien im handelsbetrieblichen Online-Marketing*. Wiesbaden : Gabler, 2002. S. 333-352.

**Thielke, S. 2009.** *Instrumente der internen Unternehmenskommunikation: Ein Vergleich der klassischen Instrumente mit den Instrumenten der neuen elektronischen Medien in Bezug auf die Einsetzbarkeit in Unternehmen unterschiedlicher Größe*. München : GRIN, 2009.

**Thiessenhusen, Fidel. 2013.** *Revenue models for digital content providers. Diploma thesis*. München : GRIN, 2013.

**Thisted, Ronald A. 1988.** *Elements of Statistical Computing – Numerical Computation*. New York : Chapman and Hall, 1988.

**Thomas, Brian und Housden, Matthew. 2011.** *Direct and Digital Marketing in Practice*. London : A&C Black, 2011.

**Thome, Helmut. 1994.** Univariate Box/Jenkins-Modelle in der Zeitreihenanalyse. *Historical Social Research*. 1994, Bd. 19, Nr. 3, S. 5-77.

---

- Tillmann, Henning. 2013.** Browser Fingerprinting: Tracking ohne Spuren zu hinterlassen. Diplomarbeit. [Online] 2013. [Zitat vom: 2013.] <http://bfp.henning-tillmann.de/downloads/Henning%20Tillmann%20-%20Browser%20Fingerprinting.pdf>.
- Tinnefeld, M.-T., Ehmann, E. und Gerling, R.-W. 2005.** Einführung in das Datenschutzrecht. 2005.
- Tollert, Daniela. 2009.** *Die Provisionsgestaltung im Affiliate Marketing. Eine Analyse auf Basis der Prinzipal-Agent-Theorie.* Stuttgart : Kohlhammer, 2009.
- Töpfer, A. 2009.** *Erfolgreich Forschen. Ein Leitfaden für Bachelor-, Master-Studierende und Doktoranden.* Berlin : Springer, 2009.
- Totok, Andreas. 2000.** *Modellierung von OLAP- und Data-Warehouse-Systemen.* Wiesbaden : Deutscher Universitäts-Verlag, 2000.
- Tradedoubler. 2013.** Tradedoubler startet Initiative für höhere Wertschöpfung und Transparenz im Performance Marketing. [Online] 22. 4 2013. [Zitat vom: 12. 12 2013.] <http://www.tradedoubler.com/de-de/presse/tradedoubler-startet-initiative-fur-hohere-wertschopfung-und-transparenz-im-performance-marketing-/>.
- Trommsdorff, V. 1998.** *Konsumentenverhalten.* 3. Aufl. Stuttgart u.a. : Kohlhammer, 1998.
- Trujillo, Juan und Luján-Mora, Sergio. 2003.** *A UML Based Approach for Modeling ETL Processes in Data Warehouses.* 2003. S. 307-320.
- Tukey, John W. 1977.** *Exploratory Data Analysis.* Reading : Addison-Wesley, 1977.
- Tull, D. S. und Hawkins, D. I. 1990.** *Marketing Research, Measurement and Method.* 5th ed. New York : Macmillan, 1990.
- Tull, D. S., Hawkins, D. J. 1987.** *Marketing Research: Measurement and Method.* 4th ed. New York : Macmillan Pub. Co, 1987.
- Tutz, G., Ulbricht, J. und Groll, A. 2008.** Statistik II für Statistiker, Mathematiker und Informatiker. *Ludwig-Maximilians-Universität München, Institut für Informatik.* [Online] 2008. [Zitat vom: 4. 3 2013.] [http://www.statistik.lmu.de/~ulbricht/Lehre/StatistikII08/Loesung\\_Blatt6.pdf](http://www.statistik.lmu.de/~ulbricht/Lehre/StatistikII08/Loesung_Blatt6.pdf).
- Tuzhilin, et al. 1999.** Integrating User Behavior and Collaborative Methods in Recommender Systems. *CHI 99 Workshop Interacting with Recommender Systems.* New York : ACM, 1999.
- Ungar, L.H. und Foster, D.P. 1998.** Clustering Methods for Collaborative Filtering. *AAAI Workshop on Recommendation Systems.* Menlo Park, CA : AAAI Press, 1998, S. 112-125.
-

- Unger, Fritz. 2008.** Experiment: Die Frage nach den Ursachen. [Hrsg.] Werner Pepels. *Marktforschung: Verfahren, Datenauswertung, Ergebnisdarstellung.* 2. Aufl. Düsseldorf : Symposion Publishing, 2008, S. 249-270.
- Urban, Dieter und Mayerl, Jochen. 2011.** *Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Anwendung.* 3. Aufl. Wiesbaden : VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2011.
- van der Lans, Rick. 2012.** *Data Virtualization for Business Intelligence Systems: Revolutionizing Data Integration for Data Warehouses.* Waltham : Morgan Kaufmann, 2012.
- Vengroff, Darren Erik. 2011.** RecLab: a system for eCommerce recommender research with real data, context and feedback. *CaRR '11 Proceedings of the 2011 Workshop on Context-awareness in Retrieval and Recommendation.* New York : ACM, 2011, S. 31-38.
- Virzi, R. 1992.** Refining the test phase of usability evaluation: How many subjects is enough? *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society.* 1992, Bd. 34, Nr. 4, S. 457–468.
- Voigt, Kai-Ingo, Landwehr, Stefan und Zech, Armin. 2003.** *Elektronische Marktplätze.* Heidelberg : Physica, 2003.
- von der Lippe, Peter. 1993.** *Deskriptive Statistik.* Stuttgart, Jena : Gustav Fischer Verlag, 1993. UTB für Wissenschaft: Uni-Taschenbücher; 1632.
- von Detten, P., Faude, O. und Meyer, T. 2008.** Leitfaden zur statistischen Auswertung von empirischen Studien. *Universität Paderborn, Institut für Sportmedizin.* [Online] 2008. [Zitat vom: 4. 3 2013.] [http://dsg.uni-paderborn.de/fileadmin/dsg/ab3/Leitfaden\\_zur\\_statistischen\\_Auswertung\\_von\\_Studien.pdf](http://dsg.uni-paderborn.de/fileadmin/dsg/ab3/Leitfaden_zur_statistischen_Auswertung_von_Studien.pdf).
- von Eimeren, Birgit und Frees, Beate. 2012.** Ergebnisse der ARD/ZDF-Onlinestudie 2012. *Media Perspektiven.* 2012, 7-8. online verfügbar: [http://www.ard-zdf-onlinestudie.de/fileadmin/Onlinestudie\\_2012/0708-2012\\_Eimeren\\_Frees.pdf](http://www.ard-zdf-onlinestudie.de/fileadmin/Onlinestudie_2012/0708-2012_Eimeren_Frees.pdf).
- von Engelhardt, A. 1999.** *Werbewirkungsmessung: Hintergründe, Methoden, Möglichkeiten und Grenzen.* München : Fischer Reinhard, 1999.
- von Lieven, S. 2009.** Mobile E-Mail-Marketing. [Hrsg.] T. Schwarz. *Leitfaden E-Mail-Marketing 2.0: E-Mailings, Newsletter und Kampagnen professionell gestalten.* Waghäusel : marketing-BÖRSE, 2009, S. 359-372.
- von Mauer, Eitel. 2003.** *Data Warehouse Management: das St. Galler Konzept zur ganzheitlichen Gestaltung der Informationslogistik.* Berlin u.a. : Springer, 2003.
-

- von Winterfeld, D. und Edwards, W. 1986.** *Decision Analysis and Behavioral Research*. Cambridge : Cambridge University Press, 1986.
- Wagner, B. 2001.** Online Research in der Psychologischen Forschung. Teil 6: Technische Möglichkeiten und ihre Vor- und Nachteile. [Online] 2001. [Zitat vom: 3. 4 2013.] [http://www.poekl-net.at/psychologie/skriptenservice/evaluation/jirasko/skriptum\\_teil06.pdf](http://www.poekl-net.at/psychologie/skriptenservice/evaluation/jirasko/skriptum_teil06.pdf).
- Walls, J. G., Widmeyer, G. R. und Sawy, O.A. 1992.** Building an information system design theory for vigilant EIS. *Information Systems Research*. 1992, Bd. 3, 1, S. 36-59.
- Walter, Gero. 2008.** [www.stat.uni-muenchen.de](http://www.stat.uni-muenchen.de). [Online] 2008. [Zitat vom: 6. 8 2012.] [http://www.stat.uni-muenchen.de/~walter/lehre/Stat1Soz\\_0809/material/Stat1Soz\\_0809\\_Skript-Teil3.pdf](http://www.stat.uni-muenchen.de/~walter/lehre/Stat1Soz_0809/material/Stat1Soz_0809_Skript-Teil3.pdf).
- Waring, T. und Martinez, A. 2002.** Ethical customer relationships: A comparative analysis of US and French organisations using permission-based e-mail marketing. *Journal of Database Marketing*. 2002, Bd. 10, Nr. 1, S. 53-69.
- Warschburger, V. und Jost, C. 2001.** *Nachhaltig erfolgreiches E-Marketing. Online-Marketing als Managementaufgabe: Grundlagen und Realisierung*. Braunschweig : Vieweg, 2001.
- Webb, J. 2002.** *Understanding and Designing Marketing Research*. 2nd ed. Cornwall : Cengage Learning Business Press, 2002.
- Wegener, Michael. 2005.** Online-Marketing-Controlling. [Hrsg.] C. Zerres und Michael P. Zerres. *Handbuch Marketing-Controlling*. Berlin : Springer, 2005, S. 396-421.
- Wehmeyer, J., [Hrsg.]. 2000.** *Oxford advanced learner's dictionary*. 6th. Oxford : Oxford University Press, 2000.
- Weigend, A. 2005.** Data Mining and E-Business. *Proceedings of the 7th international conference General Online Research 2005 (GOR05)*. Zürich : DGOF, 2005.
- Weis, H. C. und Steinmetz, P. 2008.** *Marktforschung*. 7. Aufl. Ludwigshafen : Kiehl, 2008.
- Weiss, S.M. und Indurkha, N. 1998.** *Predictive Data Mining – a practical guide*. San Francisco : Morgan Kaufmann, 1998.
- Weinstein, Fei L., Monroe, Kent B. und Kukar-Kinney, Monika. 2013.** Effects of price framing on consumers' perceptions of online dynamic pricing practices. *Journal of the Academy of Marketing Science*. 2013, Bd. 41, 5, S. 501-514.
- Welker, M., Werner, A. und Scholz, J. 2005.** *Online Research - Markt- und Sozialforschung mit dem Internet*. Heidelberg : dpunkt, 2005.
-

- Welker, Martin, Matzat, Uwe. 2009.** Online Forschung: Gegenstände, Entwicklung, institutionalisierung und Ausdifferenzierung eines neuen Forschungszweigs. [Hrsg.] Nikolaus, Schoen, Harald, Zerback, Thomas Jakob. *Sozialforschung im Internet: Methodologie und Praxis der Online-Befragung*. Wiesbaden : VS Verlag für Sozialwissenschaften, 2009, S. 33-47.
- Wells, W., Moriarty, S. und Burnett, J.-. 2006.** *Advertising: Principles & Practice*. 7th ed. New Jersey : Pearson/Prentice Hall, 2006.
- Werner, Martin. 2010.** Information und Codierung - Formelsammlung. *Information und Codierung. Grundlagen und Anwendungen*. 2. Aufl. Wiesbaden : Vieweg + Teubner, 2010.
- West, P. M. 1996.** Predicting Preferences: An Examination of Agent Learning. *Journal of Consumer Research*. 1996, Bd. 23, Nr. 1, S. 68-80.
- West, P. M., et al. 1999.** Agents to the Rescue? *Marketing Letters*. 1999, Bd. 10, Nr. 3, S. 285-300.
- Westermann, Rainer und Krohn, Jeanette. 2010.** Gütekriterien. [Hrsg.] Heinz Holling und Bernhard Schmitz. *Handbuch Statistik, Methoden und Evaluation*. Göttingen : Hogrefe, 2010, S. 71-86.
- Westermann, Rainer. 2000.** *Wissenschaftstheorie und Experimentalmethodik*. Göttingen : Hogrefe, 2000.
- Wickramarathne, Thanuka Lakmal, et al. 2008.** CoFiDS: A Belief-Theoretic Approach for Automated Collaborative Filtering. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2008, Bd. 23, Nr. 2, S. 175-189.
- Wiedmann, K.-P. und Buxel, H. 2004.** Konsumentenverhaltensforschung im Internet mittels Profilbildungstechniken. [Hrsg.] Klaus-Peter Wiedmann, et al. *Konsumentenverhalten im Internet: Konzepte - Erfahrungen - Methoden*. Wiesbaden : Gabler Verlag, 2004, S. 291-326.
- Wiedmann, Klaus-Peter, Buckler, Frank und Buxel, Holger. 2001.** Data Mining - ein einführender Einblick. [Hrsg.] Klaus-Peter Wiedmann und Frank Buckler. *Neuronale Netze im Marketing-Management - Praxisorientierte Einführung in modernes Data-Mining*. Wiesbaden : Gabler, 2001, S. 17-33.
- Wiese, Jens. 1998.** *Ein Entscheidungsmodell für die Auswahl von Standardanwendungssoftware am Beispiel von Warenwirtschaftssystemen*. Münster : Institut für Wirtschaftsinformatik der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster, 1998.
-

- Wietek, Frank. 2000.** *Intelligente Analyse multidimensionaler Daten in einer visuellen Programmierumgebung und deren Anwendung in der Krebssepidemiologie. Dissertation.* Oldenburg : Universität Oldenburg, 2000.
- Wilde, Klaus D. 2001.** Data Warehouse, OLAP und Data Mining im Marketing – Moderne Informationstechnologien im Zusammenspiel. [Hrsg.] Hajo, Küsters, Ulrich Hippner, Matthias Meyer und Klaus Wilde. *Handbuch Data Mining im Marketing: Knowledge Discovery in Marketing Databases.* Wiesbaden : Vieweg, 2001, S. 1-21.
- Wilde, Thomas und Hess, Thomas. 2007.** Forschungsmethoden in der Wirtschaftsinformatik. Eine empirische Untersuchung. *Wirtschaftsinformatik.* 2007, Bd. 49, S. 280-287.
- Willems, Marc. 2009.** *Stand der Forschung bei Empfehlungssystemen im Zusammenhang mit sozialen Netzwerken.* München : GRIN Verlag, 2009.
- Wilms, Jörn. 2002.** Astronomische Datenanalyse. *FAU Erlangen-Nürnberg.* [Online] 11. 7 2002. [Zitat vom: 9. 9 2012.] <http://pulsar.sternwarte.uni-erlangen.de/wilms/teach/data/data3.pdf>.
- Winer, R. S. 1999.** Experimentation in the 21st Century: The Importance of External Validity. *Journal of the Academy of Marketing Science.* 1999, Bd. 27, Nr. 3, S. 349-358.
- Winkelmann, P. 2010.** *Marketing und Vertrieb: Fundamente für die Marktorientierte Unternehmensführung.* 7. Aufl. München : Oldenbourg, 2010.
- Winkler, Andreas und Tamble, Melanie. 2002.** *Affiliate Networks - Virtuelle Allianzen. Partnerprogramme als profitable Geschäftsstrategie im Internet, ein Leitfaden für die Praxis.* Göttingen : BusinessVillage, 2002.
- Wirtz, B. W. 2009.** *Direktmarketing- Management: Grundlagen, Instrumente, Prozesse.* 2. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 2009.
- Wirtz, B. W. und Blockus, M.-O. 2006.** Der ganzheitliche Direktmarketing-Prozess, Planung, Implementierung und Controlling des Direktmarketings. [Hrsg.] B. W. Wirtz und Burmann. *Ganzheitliches Direktmarketing.* Wiesbaden : Gabler, 2006.
- Wirtz, B.W. 2001.** *Electronic Business.* Wiesbaden : Gabler, 2001.
- Wittig, Frank. 2002.** *Maschinelles Lernen Bayes'scher Netze für benutzeradaptive Systeme.* Saarbrücken : Akademische Verlagsgesellschaft AKA, 2002.
- Wittmann, W. W. 1988.** Multivariate Reliability Theory: Principles of Symmetry and Successful Validation Strategies. [Hrsg.] J. R. Nesselroade und R. B. Cattell. *Handbook of Multivariate Experimental Psychology.* 2nd ed. New York : Plenum Press, 1988, S. 505-560.
-

- WKWI. 1994.** Profil der Wirtschaftsinformatik, Ausführungen der Wissenschaftlichen Kommission der Wirtschaftsinformatik. [Buchverf.] Wissenschaftliche Kommission der Wirtschaftsinformatik. *Wirtschaftsinformatik*. 1994, Bd. 36, S. 80-81.
- . **2007.** Wissenschaftliche Kommission Wirtschaftsinformatik: Rahmenempfehlung. *Wirtschaftsinformatik*. 2007, Bd. 49, Nr. 4, S. 318-325.
- Wonnemann, T. 1997.** Der Einsatz von Database Marketing zur Kundenfindung und Kundenbindung. [Hrsg.] H. Dallmer. *Handbuch Direktmarketing*. 7. Aufl. Wiesbaden : Gabler, 1997, S. 591-601.
- Wood, D. 1999.** *Programming Internet EMail*. Sebastopol, CA : O'Reilly, 1999.
- Woods, Adam. 2008.** The bluffers guide to affiliate marketing. *Marketing*. 2008, S. 36-40.
- Woodside, A. G. 1996.** *Measuring the Effectiveness of Image and Linkage Advertising: The Nitty-Gritty of Maxi-Marketing*. Westport : Quorum Books, 1996.
- Wottawa, H. und Thierau, H. 1990.** *Lehrbuch Evaluation*. Bern : Huber, 1990.
- Wu, Xiaoyuan und Alvaro, Bolivar. 2009.** Predicting the conversion probability for items on C2C ecommerce sites. *CIKM '09 Proceeding of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management*. New York : ACM, 2009, S. 1377-1386.
- Wu, Xindong, et al. 2007.** Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and Information Systems*. 2007, Bd. 14, Nr. 1, S. 1-37.
- Xiao, B. und Benbasat, I. 2007.** E-Commerce Product Recommendation Agents: Use, Characteristics, and Impact. *MIS Quarterly*. 1 2007, S. 137-209.
- Yager, Ronald R. 2003.** Fuzzy logic methods in recommender systems. *Fuzzy Sets and Systems*. 6 2003, Bd. 136, Nr. 2, S. 133-149.
- Yang, Y und Li, J. Z. 2005.** Interest-based recommendation in digital library. *Journal of Computer Science*. 2005, Bd. 1, Nr. 1, S. 40-46.
- Yaremko, R. M., et al. 1983.** *Reference Handbook of Research and Statistical Methods in Psychology*. New York : Harper & Row, 1983.
- Yetim, Fahri. 2009.** *Wissenschaftstheorie und gestaltungsorientierte Wirtschaftsinformatik*. [Hrsg.] Jörg Becker, Helmut Krcmar und Björn Niehaves. Heidelberg : Physica Verlag, 2009.
- Yuan, Quan, et al. 2009.** Augmenting collaborative recommender by fusing explicit social relationships. [Hrsg.] Dietmar Jannach, et al. *Proceedings of the ACM RecSys'09 Workshop on Recommender Systems & the Social Web*. New York : ACM, 2009.
- Zadeh, L. A. 1996.** Fuzzy logic = computing with words. 1996, Bd. 4, S. 103-111.
-



- . 1978. Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility. 1978, Bd. 1.
- . 1965. Fuzzy Sets. *Information and Control*. 1965, Nr. 8, S. 338-353.
- Zanox AG. 2011.** Allgemeine Geschäftsbedingungen für die Nutzung des zanox marketplace durch Publisher und Advertiser. [Online] 20. 9 2011. [Zitat vom: 12. 12 2012.] <http://www.zanox.com/de/ueber-zanox/datenschutz/agbs-marketplace/>.
- . 2013. Wie sie mit ihrem Geschäftsmodell Geld verdienen. *zanox*. [Online] 2013. [Zitat vom: 11. 12 2013.] <http://www.zanox.com/de/publisher/geld-verdienen/publisher-modelle/>.
- Zeh, Thomas. 2003.** DataWarehousing als Organisationskonzept des Datenmanagements - Eine kritische Betrachtung der Data-Warehouse-Definition von Inmon. *Informatik Forschung und Entwicklung*. 2003, Bd. 18, Nr. 1, S. 32-38.
- Zerr, K. 2003.** Das Internet als Instrument der Marktforschung - Ein Überblick. [Hrsg.] U. Kamenz. *Applied Marketing. Anwendungsorientierte Marketingwissenschaft der deutschen Fachhochschulen*. Heidelberg, Berlin : Springer, 2003, S. 371-388.
- Zerr, Konrad. 2002.** [www.competence-site.de/marketing/Tests-und-Experimente-in-der-Online-Marktforschung](http://www.competence-site.de/marketing/Tests-und-Experimente-in-der-Online-Marktforschung). [www.competence-site.de](http://www.competence-site.de). [Online] 8. 5 2002. [Zitat vom: 22. 2 2013.] [http://www.competence-site.de/filedownload/cns-i?id=i\\_file\\_5608](http://www.competence-site.de/filedownload/cns-i?id=i_file_5608).
- Zhang, Keshu und Li, Haifeng. 2010.** Fusion-based recommender system. *13th Conference on Information Fusion (FUSION), 2010*. New York : IEEE, 2010, S. 1-7.
- Ziegler, Cai-Nicolas. 2005.** *Towards Decentralized Recommender Systems (Dissertation)*. Freiburg : Albert-Ludwigs-Universität Freiburg, 2005.
- Ziegler, Cai-Nicolas und Lausen, Georg. 2004.** Analyzing correlation between trust and user similarity in online communities. *Trust Management*. Berlin u.a. : Springer, 2004, S. 251-265.
- Ziegler, Cai-Nicolas. und Lausen, Georg. 2004.** Spreading activation models for trust propagation. *IEEE International Conference on e-Technology, e-Commerce and e-Service, 2004*. 2004, S. 83-97.
- Zillmann, Mario. 2012.** *Trendpapier 2012: Big Data im Handel. Chancen und Herausforderungen*. Kaufbeuren : Lünendonk GmbH, 2012.
- Zimmermann, E. 1972.** *Das Experiment in den Sozialwissenschaften*. Stuttgart : Teubner, 1972.
- Zimmermann, P. 1995.** *The Official PGP User's Guide*. Boston : MIT Press, 1995.
-

**Zuber, Verena, Klaus, Bernd und Strimmer, Korbinian. 2010.** Einführung in R: Analyse und Programmierung. *http://www.uni-leipzig.de*. [Online] 29. 1 2010. [Zitat vom: 12. 3 2012.] *http://www.uni-leipzig.de/~zuber/teaching/ws09/r-kurs/index.html*.

**Zwißler, Sonja. 2002.** *Electronic Commerce - Electronic Business. Strategische und operative Einordnung, Techniken und Entscheidungshilfen*. Berlin u.a. : Springer, 2002.

# Selbstständigkeitserklärung

Hiermit erkläre ich, die vorliegende Dissertation selbstständig und ohne unzulässige fremde Hilfe, insbesondere ohne die Hilfe eines Promotionsberaters, angefertigt zu haben. Ich habe keine anderen als die angeführten Quellen und Hilfsmittel benutzt und sämtliche Textstellen, die wörtlich oder sinngemäß aus veröffentlichten oder unveröffentlichten Schriften entnommen wurden, und alle Angaben, die auf mündlichen Auskünften beruhen, als solche kenntlich gemacht. Ebenfalls sind alle von anderen Personen bereitgestellten Materialien oder erbrachten Dienstleistungen als solche gekennzeichnet.

Ich versichere, dass die vorgelegte Dissertation weder im Inland noch im Ausland in gleicher oder in ähnlicher Form einer anderen Prüfungsbehörde zum Zwecke einer Promotion oder eines anderen Prüfungsverfahrens vorgelegt und insgesamt noch nicht veröffentlicht wurde.

Leipzig, den 7.10.2014

Roland Fassauer